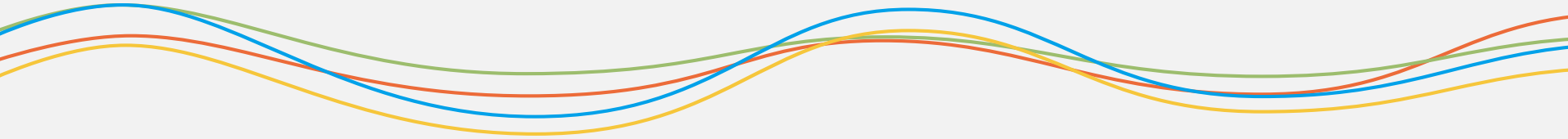
基于机器学习的智能运维

清华大学 裴丹



目录

我的运维之路

我的官方简历

2005年：UCLA计算机系最佳博士论文, 研究BGP

2003年夏： AT&T研究院实习

2005-2011：AT&T研究院资深研究员和主任研究员 ACM 和IEEE Senior Member，与20+美国教授合作， 23项美国专利

2012至今清华大学计算机系副教授、博导、入选千人计划（青年项目）、ACM/IEEE Senior Member, 80多篇学术论文

3

我的运维之路

我的官方简历	我的运维简历
2005年：UCLA计算机系最佳博士论文, 研究BGP	与ISP运维人员密切打交道五年
2003年夏： AT&T研究院实习	喜欢上分析实际运维数据
2005-2011：AT&T研究院资深研究员和主任研究员 ACM 和IEEE Senior Member，与20+美国教授合作， 23项美国专利	第五级运维，基于大数据技术管理网络和应用（BGP, OSPF, DSL, IPTV, CDN, Cellular, Web, App, VoIP Video Streaming）的性能、可靠性和安全
2012至今清华大学计算机系副教授、博导、入选千人计划（青年项目）、ACM/IEEE Senior Member, 80多篇学术论文	开设网络/应用管理课程 所有科研项目都是运维相关：与百度、微软Azure云计算、清华校园网、中石油数据中心的运维部门合作

运维是过去20余年的科研热点之一

ACM SIGCOMM 2015 Call for Papers

London, UK: August 17-21, 2015

http://conferences.sigcomm.org/sigcomm/2015

The ACM SIGCOMM 2015 conference seeks papers describing significant research contributions to the field of computer and data communication networks. We invite submissions on a wide range of networking research, including, but not limited to:

- Design, implementation, and analysis of network architectures and algorithms
- Enterprise, datacenter, and storage area networks
- SDNs and network programming
- Experimental results from operational networks or network applications
- Economic aspects of the Internet
- Energy-aware communication
- Insights into network and traffic characteristics
- Network management and traffic engineering
- Network security and privacy
- Network, transport, and application-layer protocols
- Networking issues for emerging applications
- Fault-tolerance, reliability, and troubleshooting
- Operating system and host support for networking
- P2P, overlay, and content distribution networks
- Resource management, QoS, and signaling
- Routing, switching, and addressing
- Techniques for network measurement and simulation
- Wireless, mobile, and sensor networks

the SIGCOMM 2015 PC includes experts in the core EE areas of optical and wireless communications. They will contribute reviews for these submissions.

Authors must as part of the submission process attest that their work complies with all applicable ethical standards of their home institution(s), including, but not limited to privacy policies and policies on experiments involving humans. The PC takes a broad view of what constitutes an ethical concern, and authors agree to be available at any time during the review process to rapidly respond to queries from the PC chairs regarding ethical standards.

Important Dates

Paper registration: January 23, 2015 (7:59 PM GMT)
Paper submission: January 30, 2015 (7:59 PM GMT)
Decision notification: April 24, 2015

Organizing Committee

General Chairs

Steve Uhlig, Queen Mary Univ. of London, UK
Olaf Maennel, Tallinn University of Technology, Estonia

Program Committee Chairs

Brad Karp, University College London, UK

SIGCOMM 2015 评委会中的AT&T运维人员

Chairs

Brad Karp, University College London, UK
Jitendra Padhye, Microsoft Research, USA

PC Members

Aditya Akella, Univ. of Wisconsin, Madison, USA
Mohammad Alizadeh, MIT and Cisco, USA
Katerina Argyraki, EPFL, Switzerland
Aruna Balasubramanian, Stony Brook University, USA
Hitesh Ballani, Microsoft Research, UK
Sujata Banerjee, HP Labs, USA
Keren Bergman, Columbia University, USA
John Byers, Boston University, USA
Jeff Chase, Duke University, USA
Mung Chiang, Princeton University, USA
Jon Crowcroft, University of Cambridge, UK
Bruce Davie, VMware, USA
Nandita Dukkipati, Google, USA
Anja Feldmann, Technische Univ. Berlin, Germany
Bryan Ford, Yale University, USA
Nate Foster, Cornell University, USA
Lixin Gao, Univ. of Massachusetts Amherst, USA
Brighten Godfrey, UIUC, USA
Sharon Goldberg, Boston University, USA
Kyle Jamieson, University College London, UK
Srikanth Kandula, Microsoft Research, USA
Ethan Katz-Bassett, Univ. of Southern California, USA
Teemu Koponen, VMware, USA
John C. S. Lui, Chinese Univ. of Hong Kong, Hong Kong
Z. Morley Mao, Univ. of Michigan, USA
Dave Oran, Cisco, USA
George Papen, UC San Diego ECE, USA
KyoungSoo Park, KAIST, Korea
George Porter, UC San Diego CSE, USA
Luigi Rizzo, Università di Pisa, Italy
Ashutosh Sabharwal, Rice University, USA
Stefan Savage, UC San Diego CSE, USA
Michael Schapira, Hebrew University, Israel
Vyas Sekar, Carnegie Mellon University, USA
Scott Shenker, ICSI and UC Berkeley, USA
Kun Tan, Microsoft Research, China
Pramod Viswanath, UIUC, USA
Geoff Voelker, UC San Diego CSE, USA
Michael Walfish, NYU, USA
Jia Wang, AT&T Research, USA
Philip Watts, University College London, UK
David Wetherall, Google and Univ. of Washington, USA
Walter Willinger, Niksun, USA
Keith Winstein, Stanford University, USA
Xiaowei Yang, Duke University, USA
Minlan Yu, Univ. of Southern California, USA
Ming Zhang, Microsoft Research, USA

实习运维

运维员工

IMC：专注于互联网运维的顶级会议

Sponsored by ACM SIGCOMM and ACM SIGMETRICS

Call for Papers (full CFP at http://conferences2.sigcomm.org/imc/2015/cfp.html)

The Internet Measurement Conference (IMC) is a highly selective venue for the presentation of measurement-based research in data communications. The focus of IMC 2015 will be on papers that either (1) improve the practice of measurement or (2) illuminate some facet of an operational network. IMC takes a broad view of what constitutes an operational network. This view includes (but is not limited to):

- the Internet backbone and edge networks (e.g., home networks, cellular networks, WLANs)
- data centers and cloud computing infrastructure
- peer-to-peer and content distribution networks
- infrastructure for online social networks
- experimental networks affiliated with the Internet (e.g., overlay networks, future internets or other prototype networks)

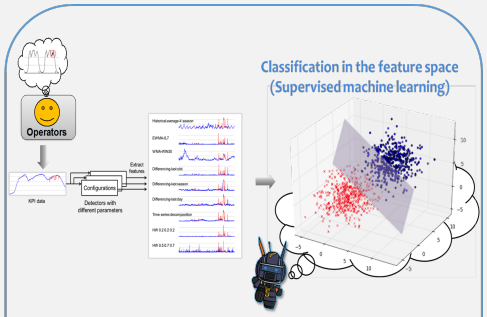
Types of contributions that the program committee would enjoy receiving submissions regarding include (but are not limited to):

- collection and analysis of data that yield new insights about network structure and behavior
- methods and tools to monitor and visualize network-based phenomena
- systems and algorithmic techniques that leverage measurement-based findings in novel ways
- advances in data collection and handling (e.g., anonymization, querying, storage, facilitating sharing)
- modeling of network structure and behavior (e.g., workload, scalability, assessment of performance bottlenecks)
- reappraisal of previous empirical findings

清华大学NetMan实验室科研项目简介

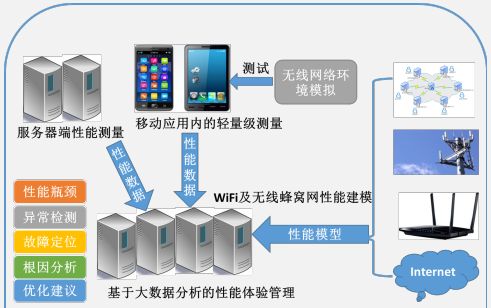
http://netman.cs.tsinghua.edu.cn

国家自然基金支持



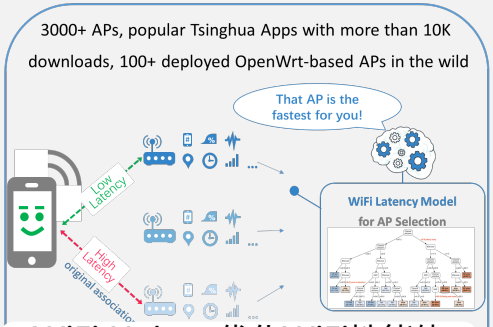
RobOP: 互联网应用的网络管理助手机器人

青年千人项目支持

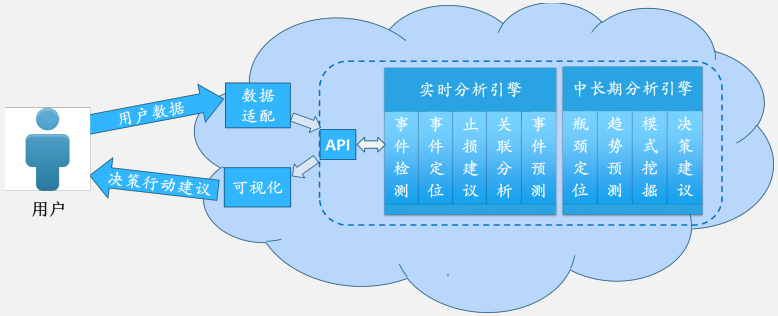


SmoothApp: 管理移动应用性能的统一架构

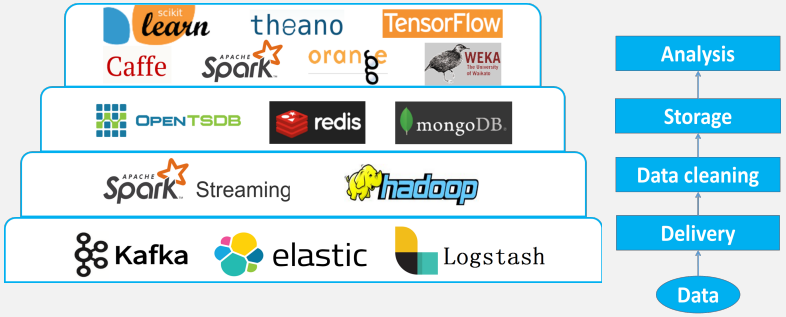
国家自然基金支持



WiFi Union: 优化WiFi性能体验, 解决安全、隐私问题



AppMind: 基于云的运维算法平台, 支持 RobOP, SmoothApp和WiFi Union的海量数据处理



Cake: 一个大数据处理系统, 结合开源的计算平台, 使得机器学习实验易如反掌

背景部分小结

- **工业界与学术界应该在运维领域密切合作**
  - 工业界获得算法层面的深度支持
  - 学术界获得现实世界的前沿问题及数据，有利发表论文和申请国家项目

值得工业界运维同仁关注的顶级学术会议

最相关的的single-track顶会（Google, Facebook, Microsoft, LinkedIn 在这些会议中发标过运维相关论文）

ACM SIGCOMM
ACM IMC
ACM/USENIX NSDI
ACM MobiSys
ACM CoNEXT
ACM MobiCom
ACM SIGMETRICS

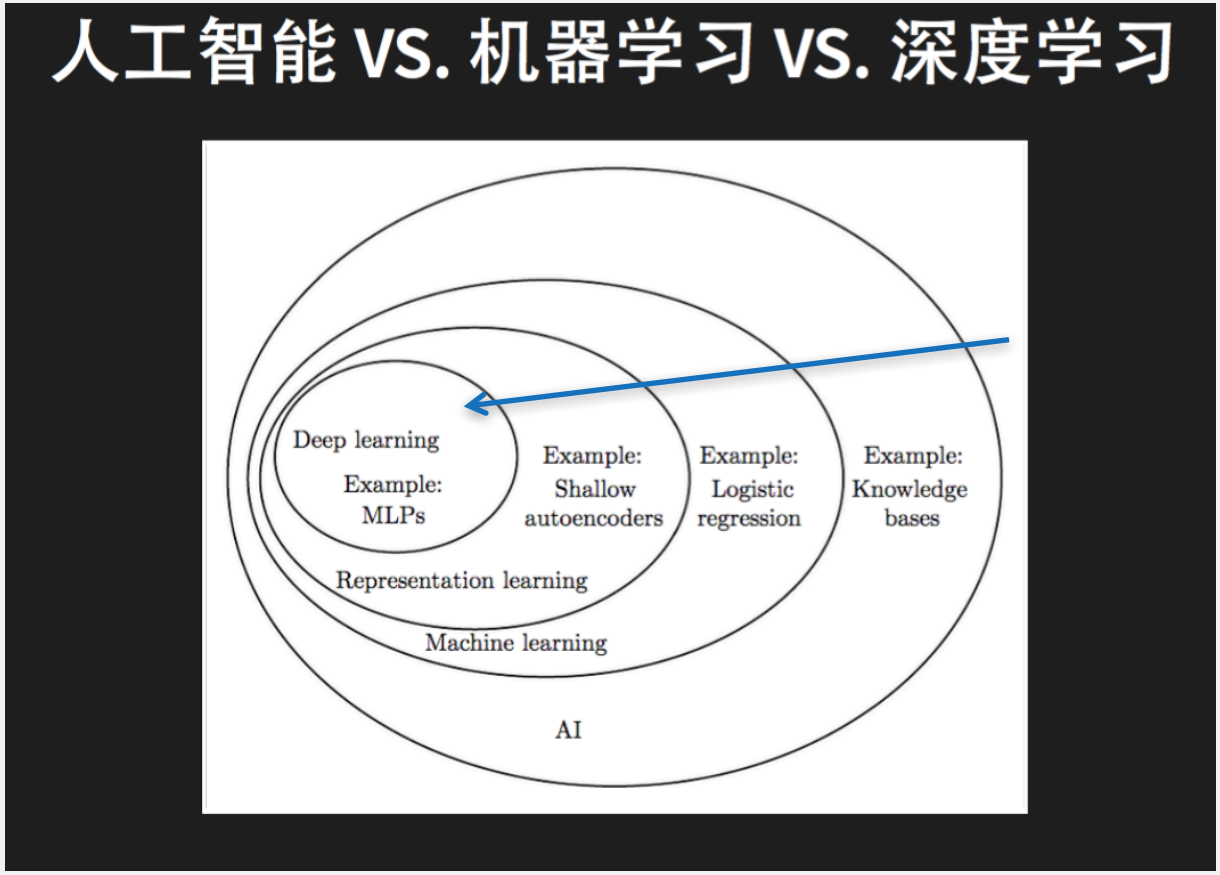
相关Multi-track 顶会或偏安全方面的顶会

IEEE INFOCOM
ACM KDD
USENIX Security
IEEE Security & Privacy
ACM CCS
NDSS

目录

- 背景介绍
- *智能运维：从基于规则到基于学习*
- 百度案例
- 挑战与思路

人工智能发展史： 专家库-> 机器学习 -> 深度学习



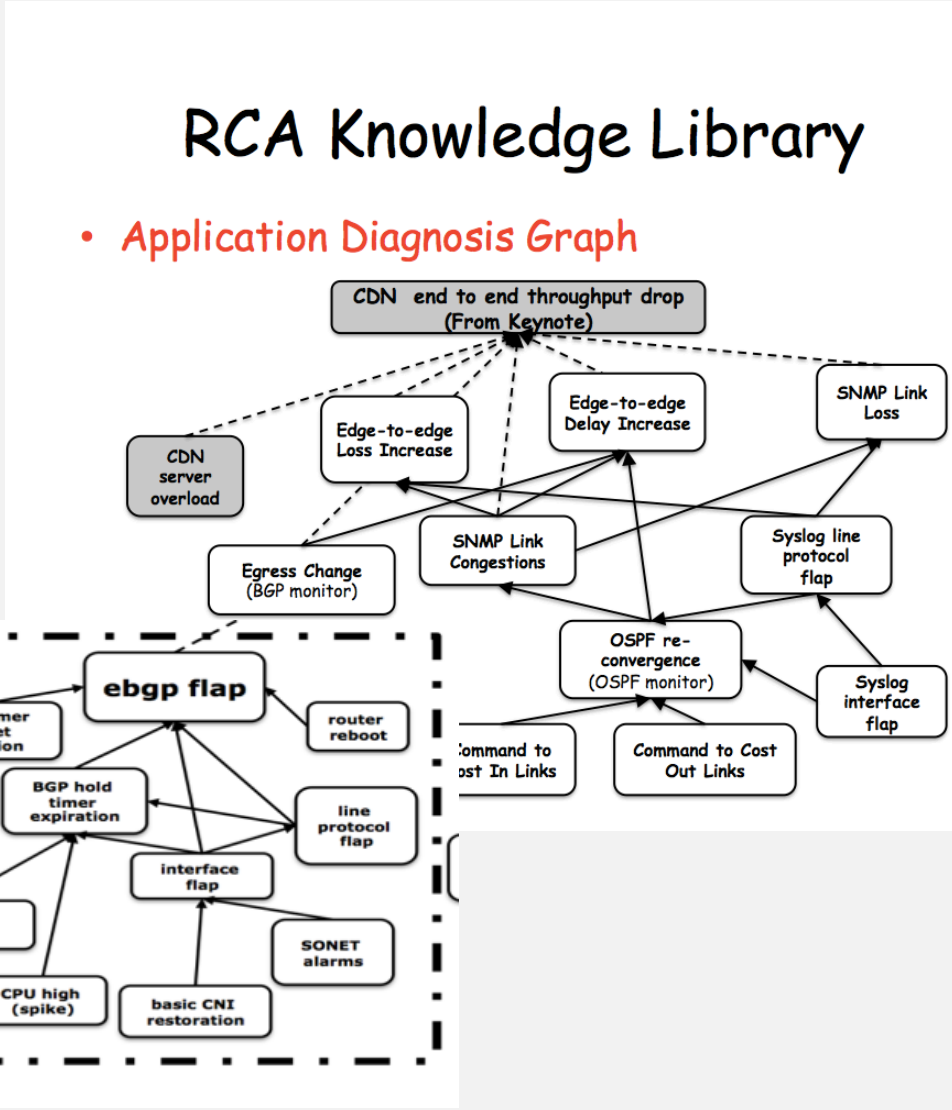
图片来自互联网

智能运维：

我几年前的一个从“基于规则”到“基于学习”的一次经历

根因分析框架 ： G-RCA (Generic Root Cause Analysis)

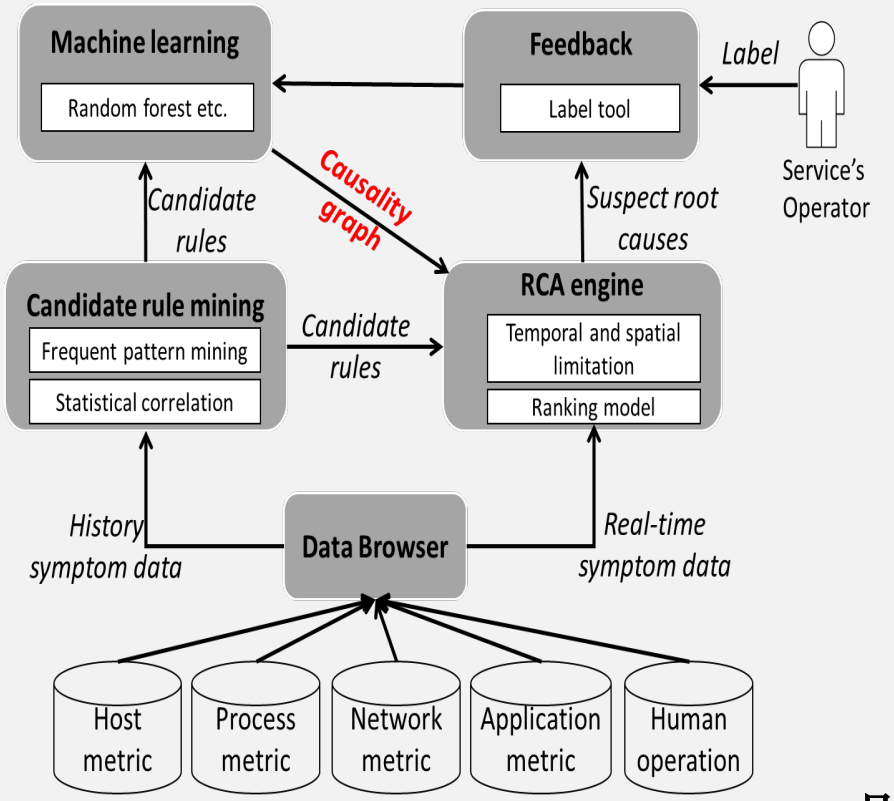
- 基于规则
- 规则有运维人员人工给出
- 已在在AT&T产品化并常规使用
- 两篇学术论文
- 审稿人评价： **“revolutionizes troubleshooting Industry”**
- 两篇美国专利

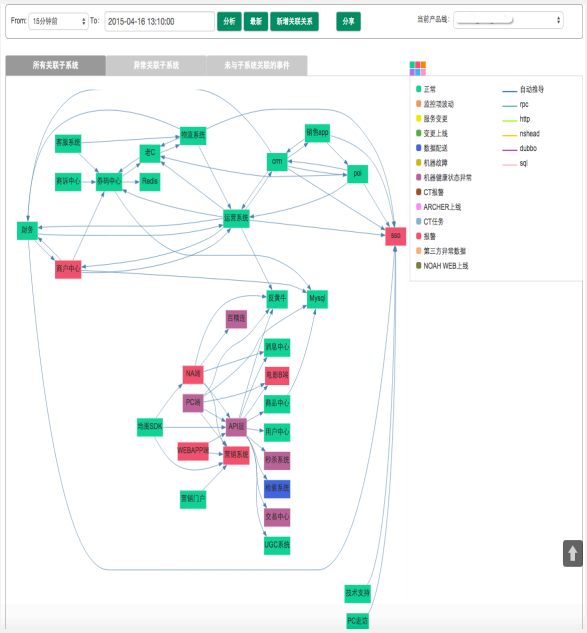


挑战：在互联网公司无法人工指定规则

- 规模大
  - 100多个产品线
  - 上万个模块
  - 几十万台服务器
  - 百万级KPI监控
- 变化快
  - 每天上万个软件更新
  - 互联网公司员工流动性强

机器学习来救场：
*自动挖掘*模块报警事件之间的关联关系





几轮学习之后几乎能**100%**把真实根因定位在**top 3** 备选根因里

机器学习成功案例的几大要素

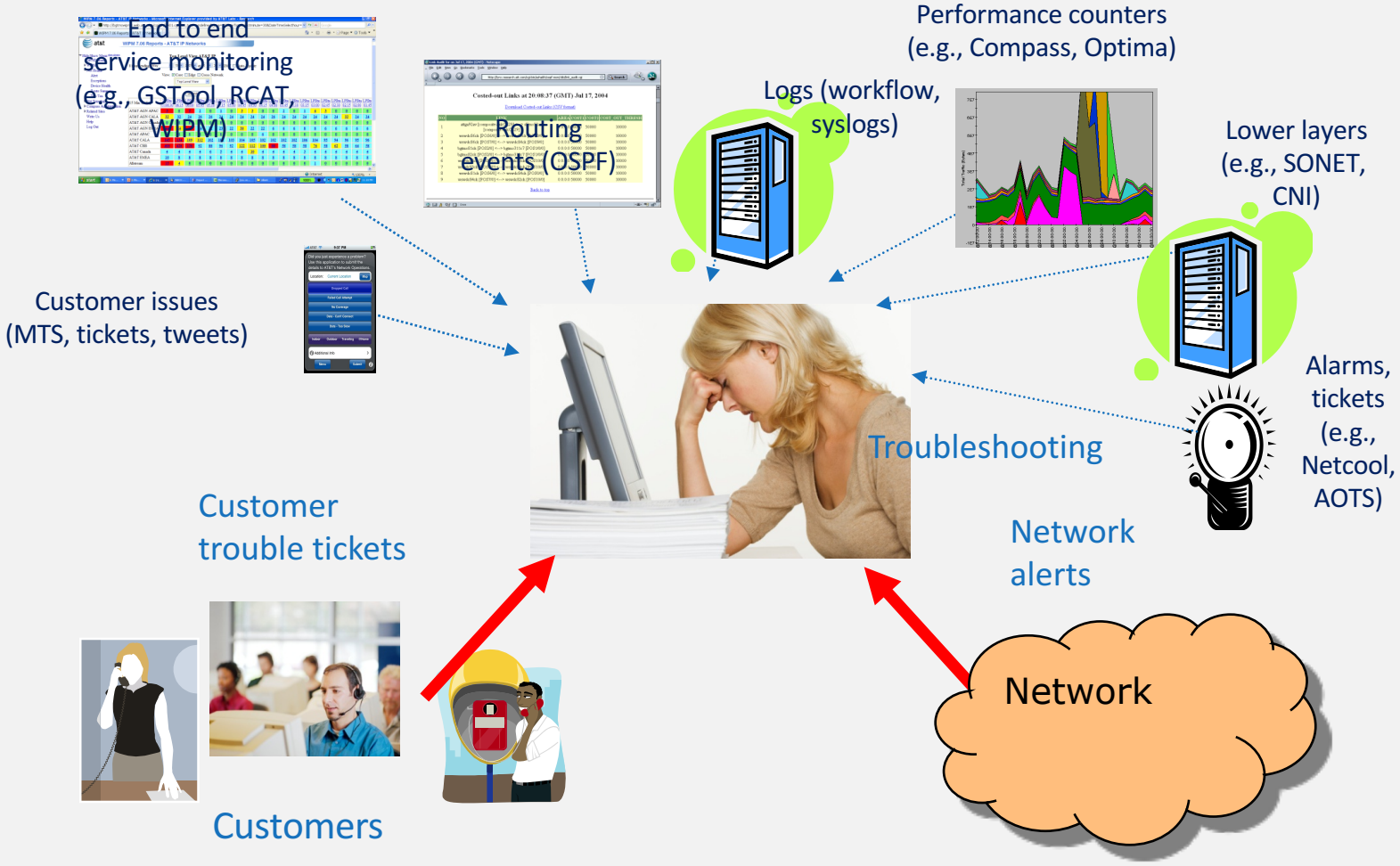
数据

标注

工具（算法和系统）

应用

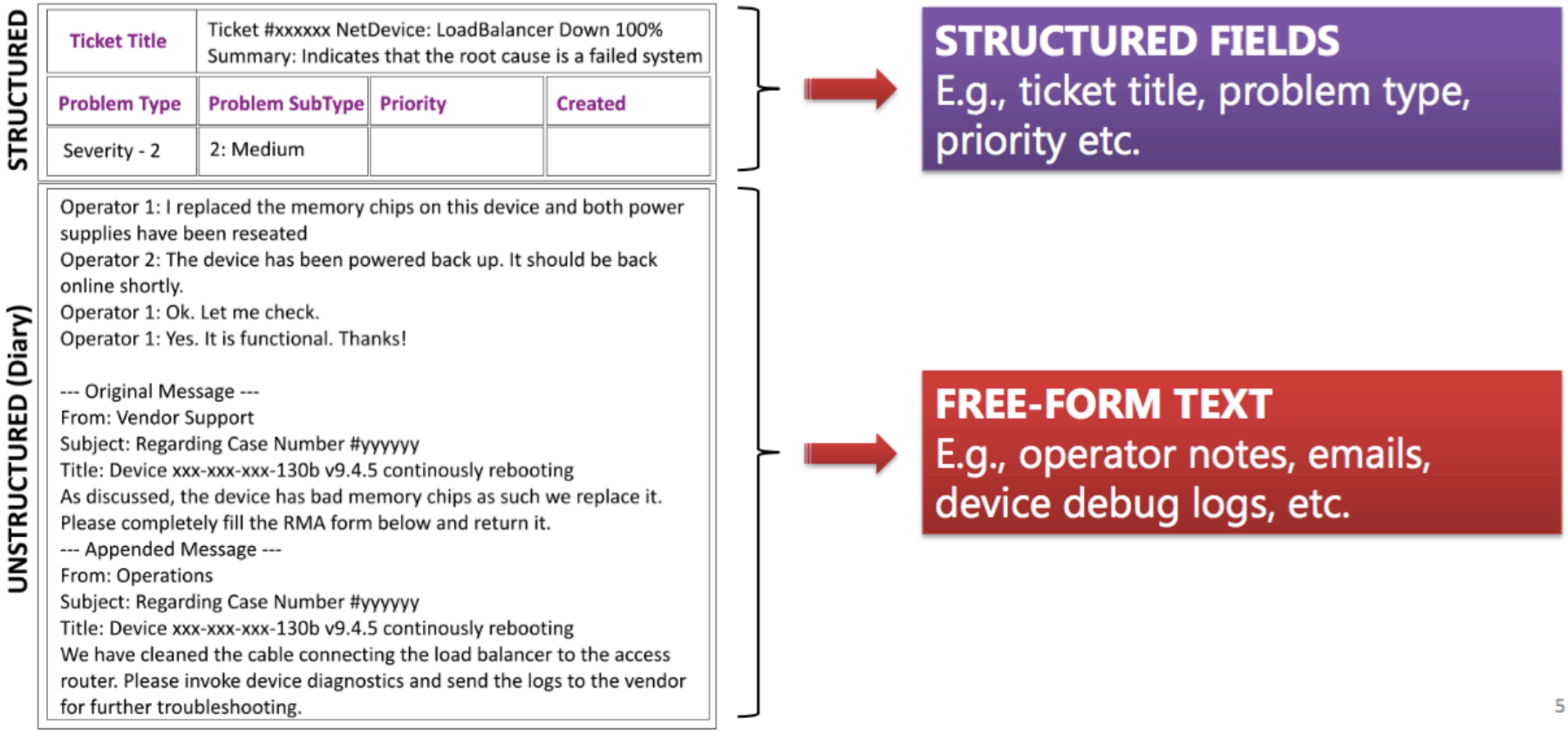
互联网应用天然有海量日志作为特征数据；还可以按需自主生成新的日志数据



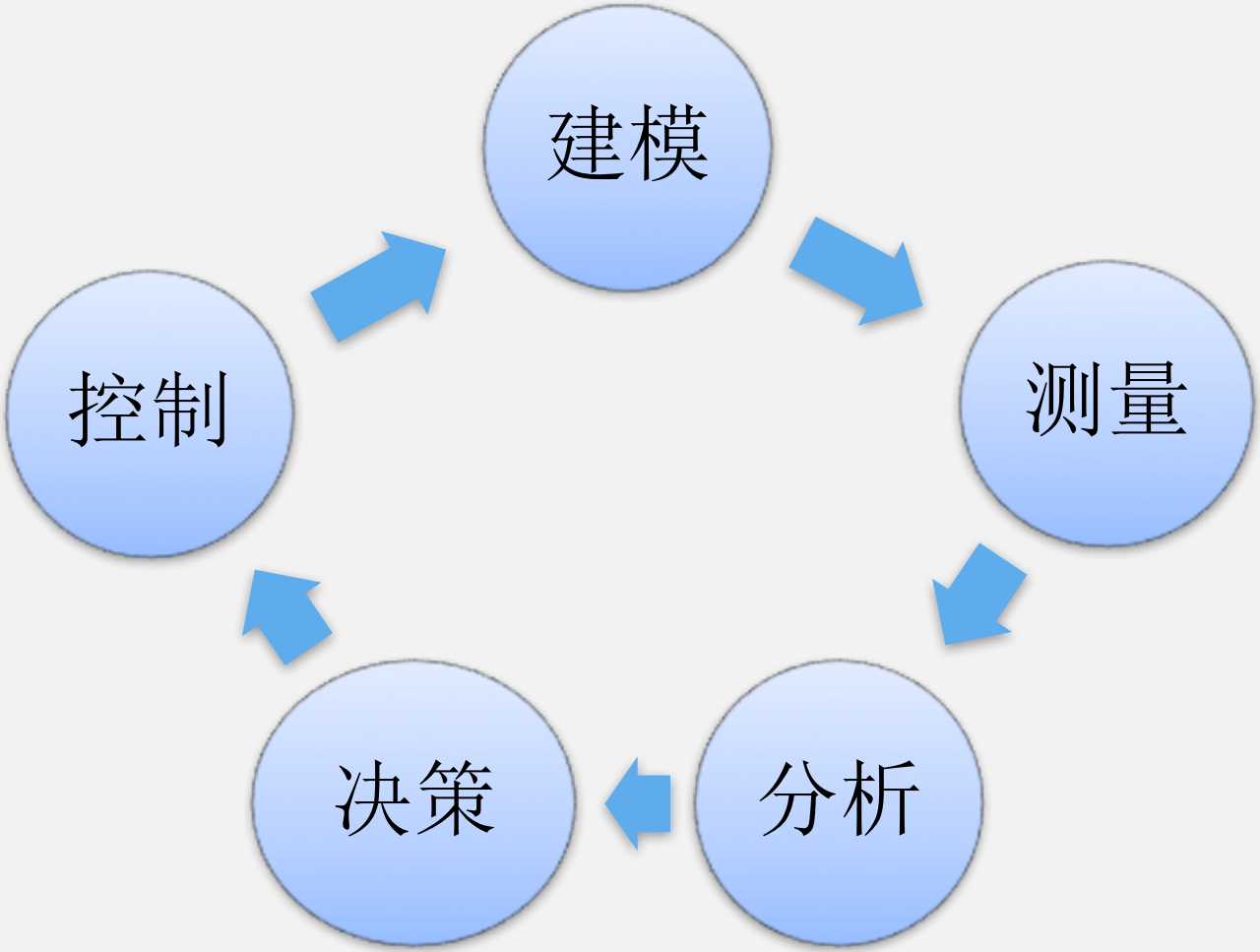
运维日常工作产生标注数据

NSDI 2013

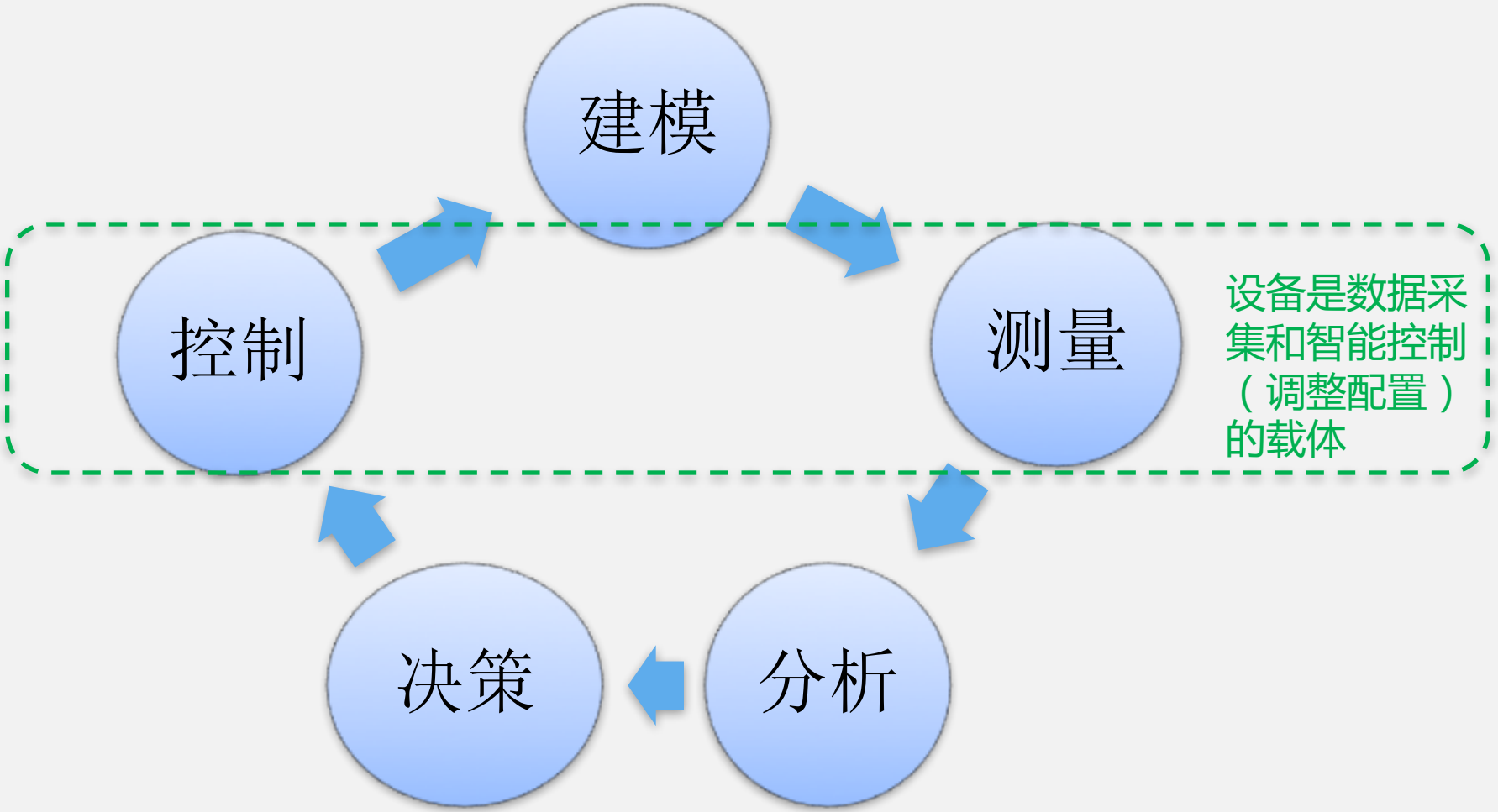
What Does a Ticket Contain?



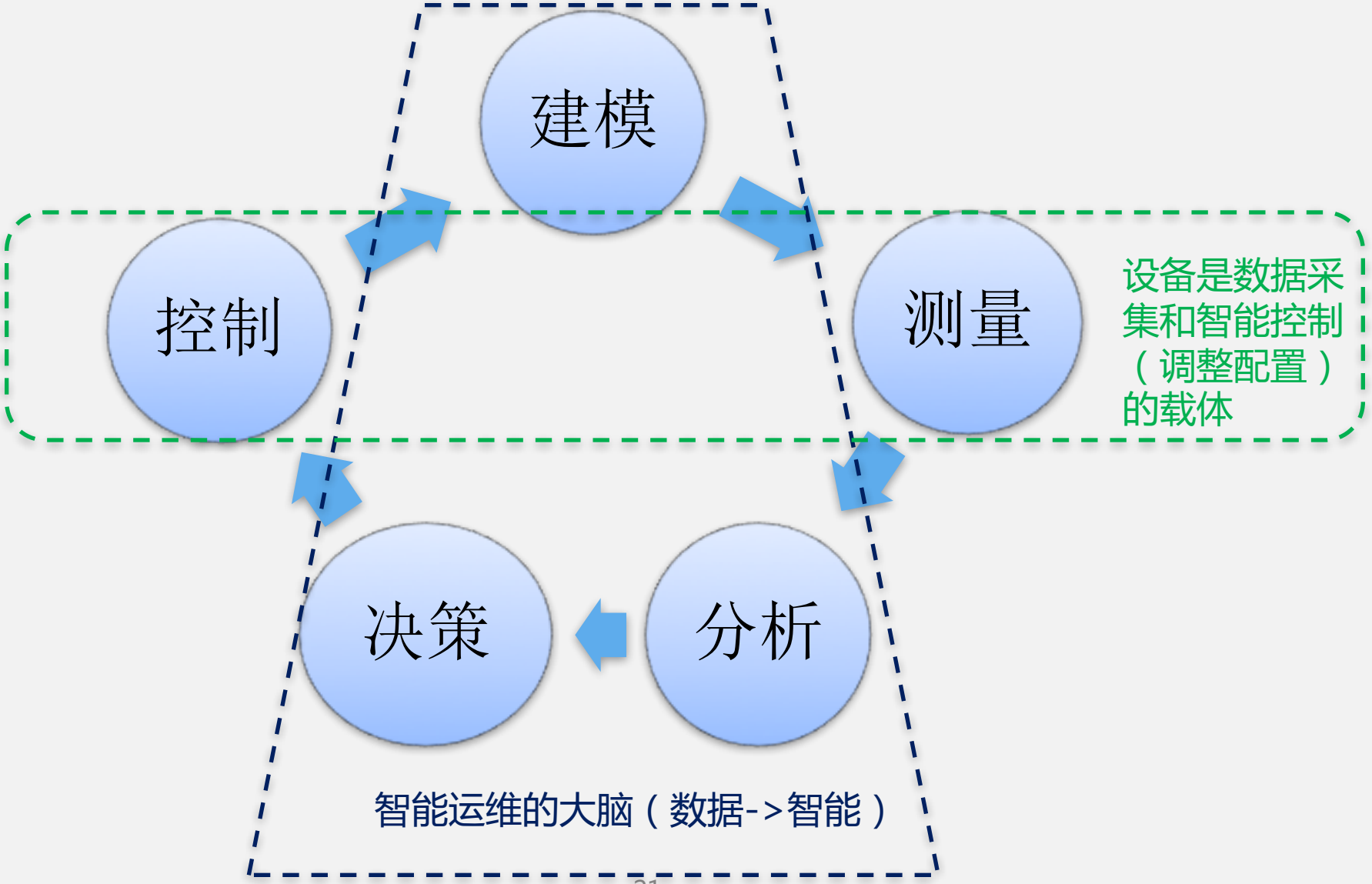
应用：运维人员就可以设计、部署、使用、并受益于智能运维系统，形成有效闭环



应用：运维人员就可以设计、部署、使用、并受益于智能运维系统，形成有效闭环



应用：运维人员就可以设计、部署、使用、并受益于智能运维系统，形成有效闭环



小结：智能运维在今后若干年会飞速发展

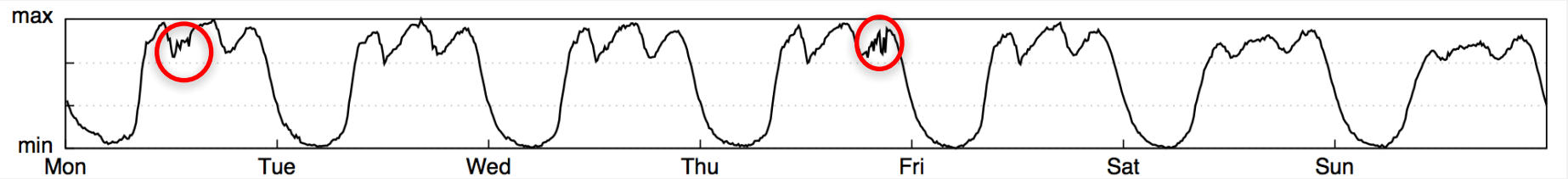
- “基于机器学习的智能运维”具有得天独厚的基础
  - 互联网应用天然有海量日志作为特征数据
  - 运维日常工作日志产生标注数据
  - 大量成熟的机器学习算法和开源系统
  - 直接用于改善互联网应用

目录

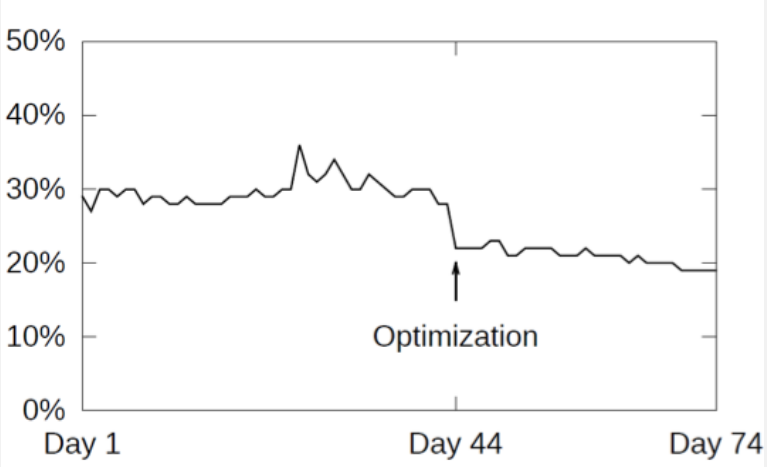
- 背景介绍
- 智能运维：从基于规则到基于学习
- *百度案例*
- 挑战与思路

智能运维的三个案例：
基于与百度运维、搜索部门的合作

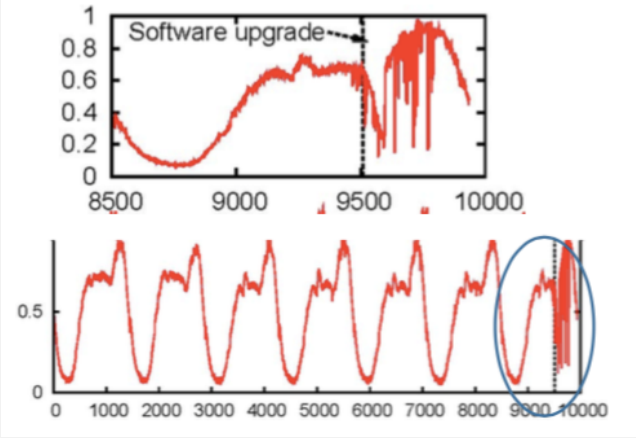
1. 自动检测PV异常



2. 自动分析性能瓶颈并提出优化建议



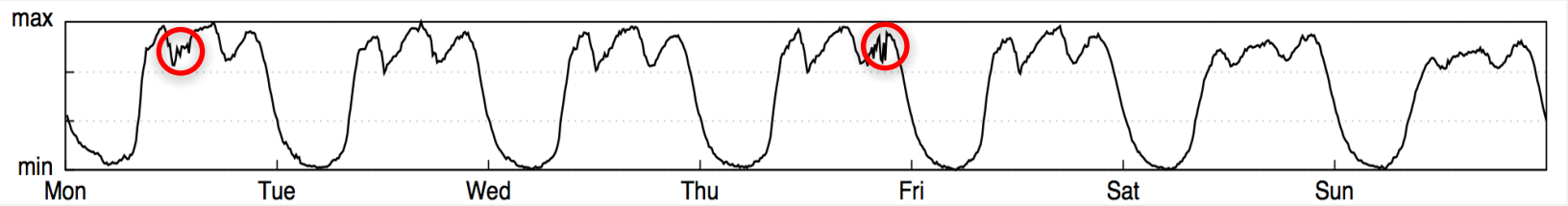
3. 自动关联KPI异常与版本上线



案例1：基于机器学习的KPI自动化异常检测

(Dapeng Liu et al. IMC 2015)

KPI异常检测



Baidu搜索访问量

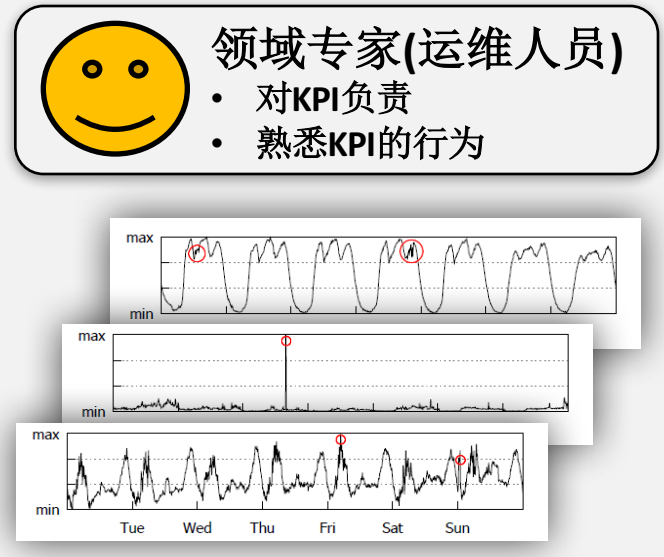
KPIs (Key Performance Indicators)：用来衡量服务性能的关键指标

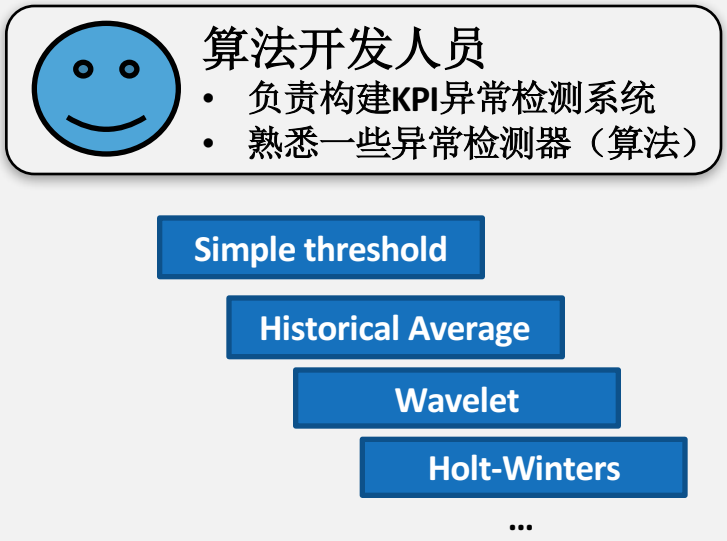
KPI异常行为→ 潜在的风险、故障、bugs、攻击……

KPI异常检测：在KPI时序曲线上识别异常行为

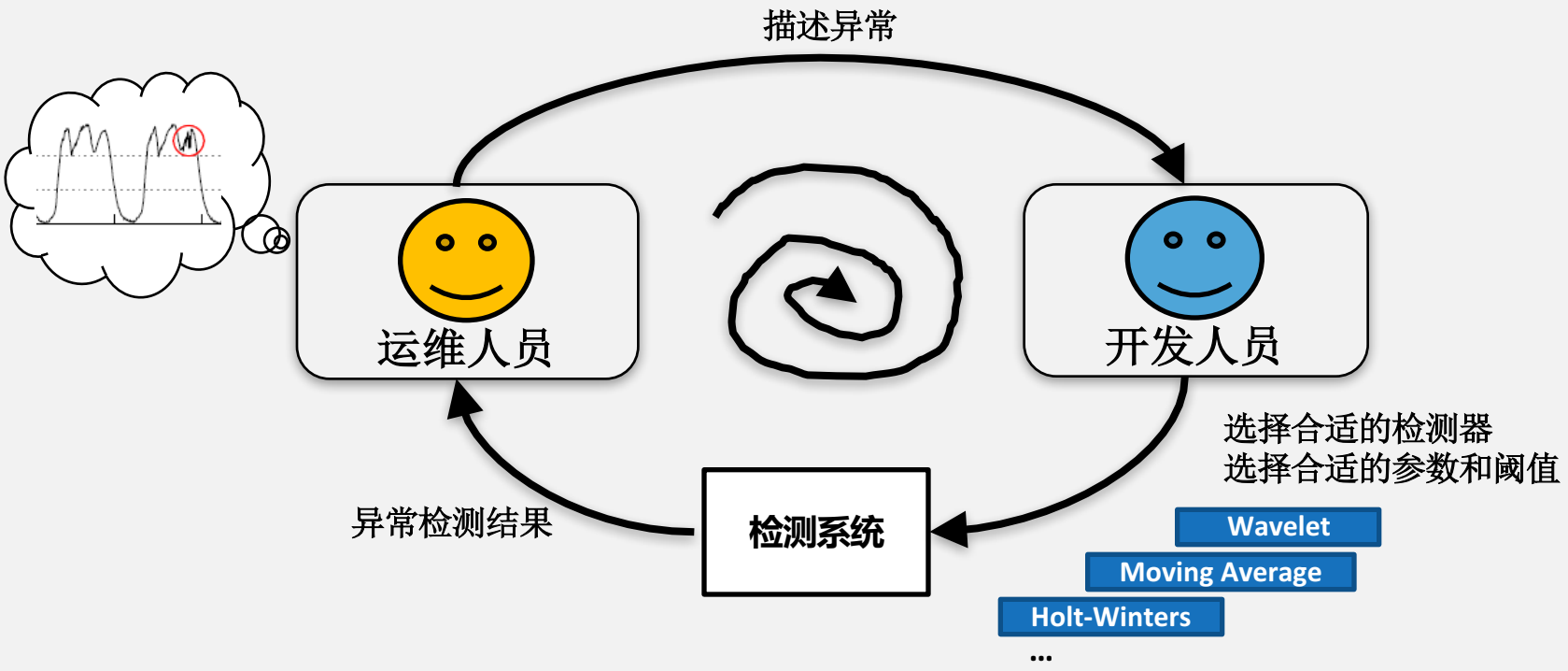
→诊断和修复
→阻止进一步损失或潜在风险

构建KPI异常检测系统

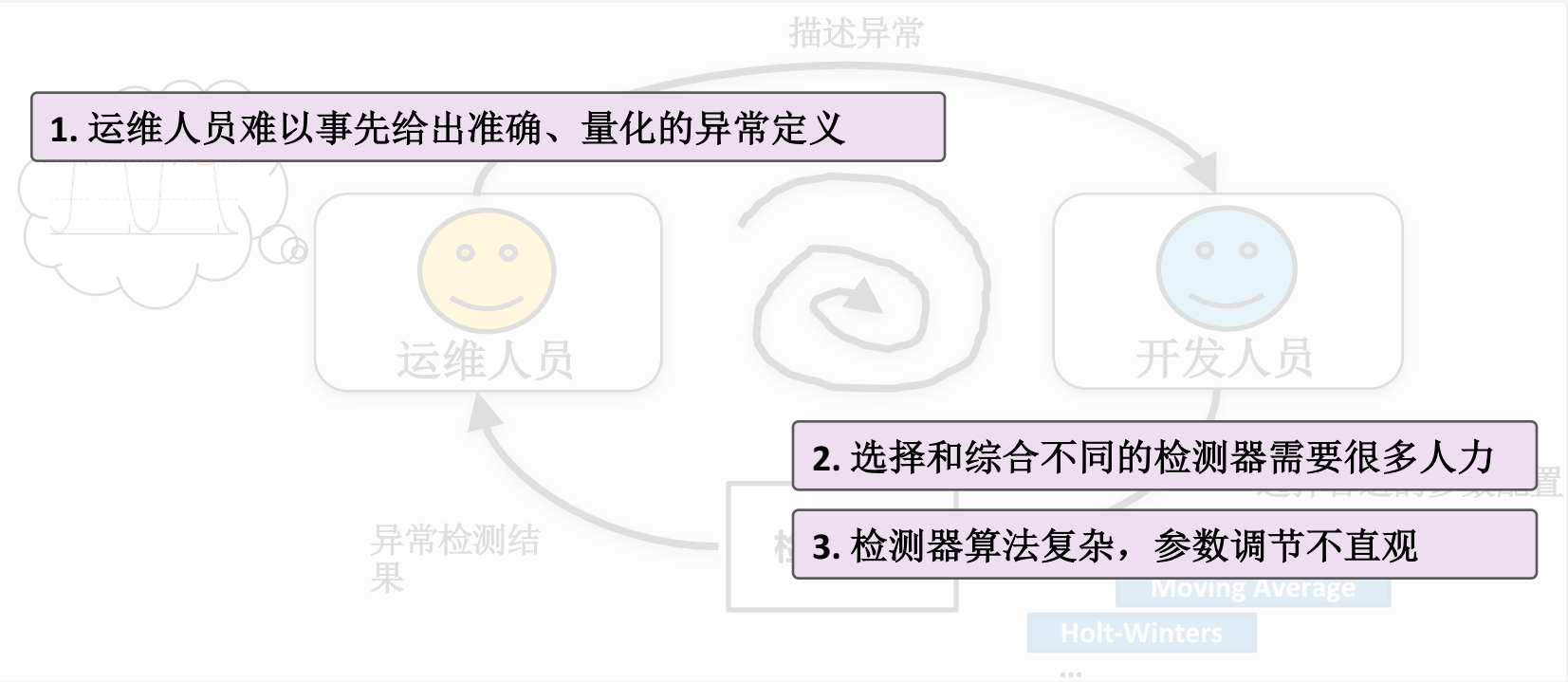




实践与挑战


描述异常
运维人员
开发人员
选择合适的检测器
选择合适的参数和阈值
异常检测结果
检测系统
Wavelet
Moving Average
Holt-Winters
...

实践与挑战



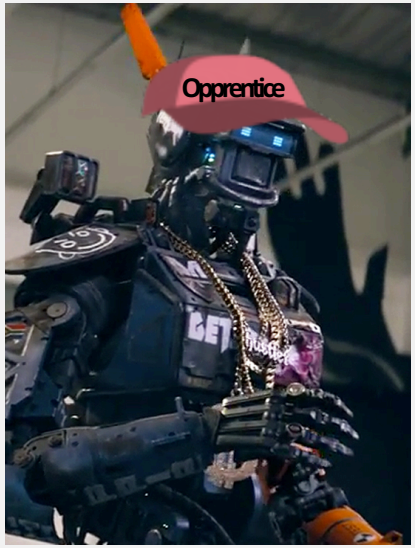
1. 运维人员难以事先给出准确、量化的异常定义

2. 选择和综合不同的检测器需要很多人力

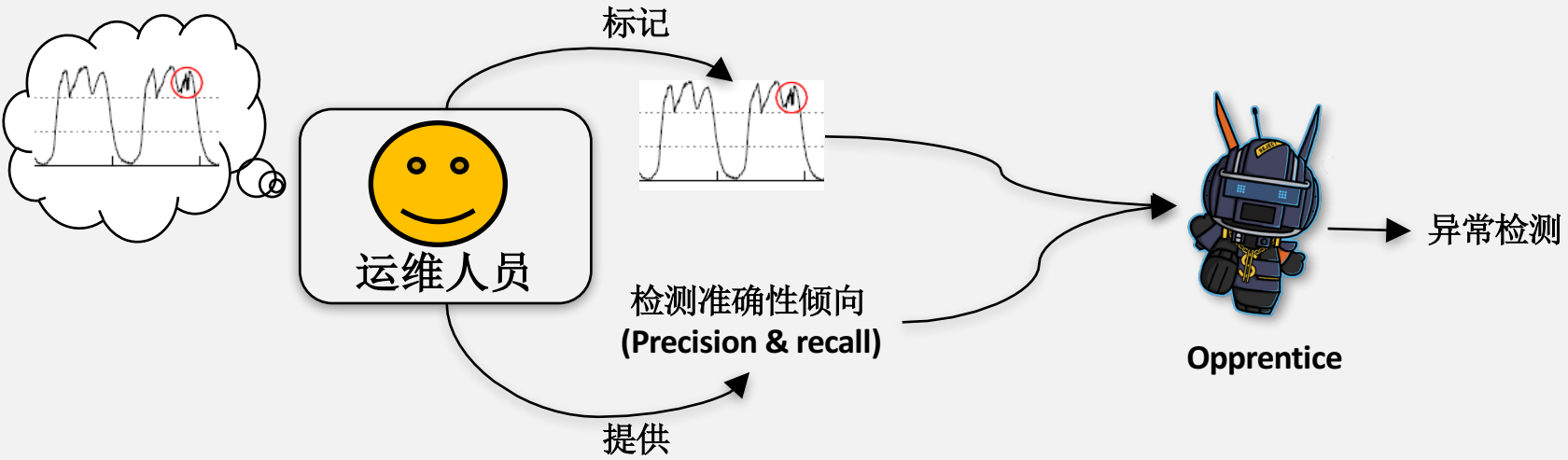
3. 检测器算法复杂，参数调节不直观

主要思想

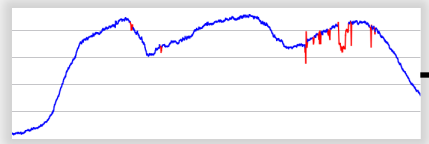
Opprentice (Operator's Apprentice)：跟着运维人员从历史异常中学习



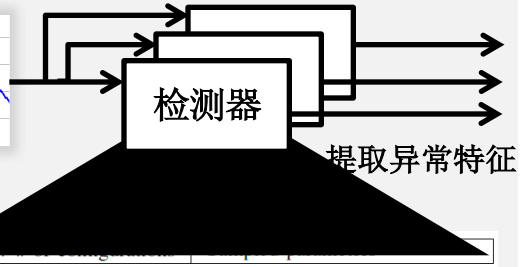
主要思想



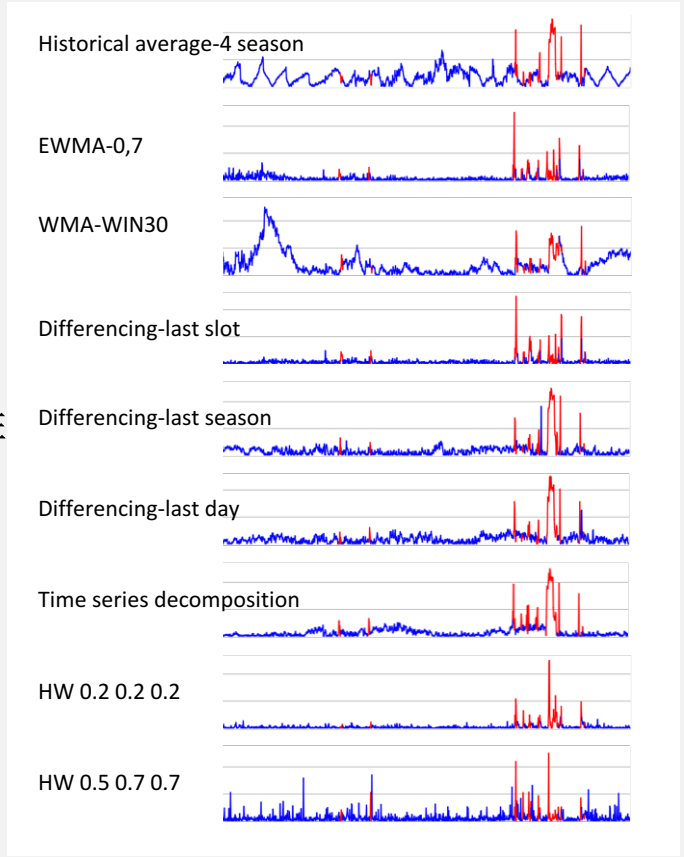
主要思想



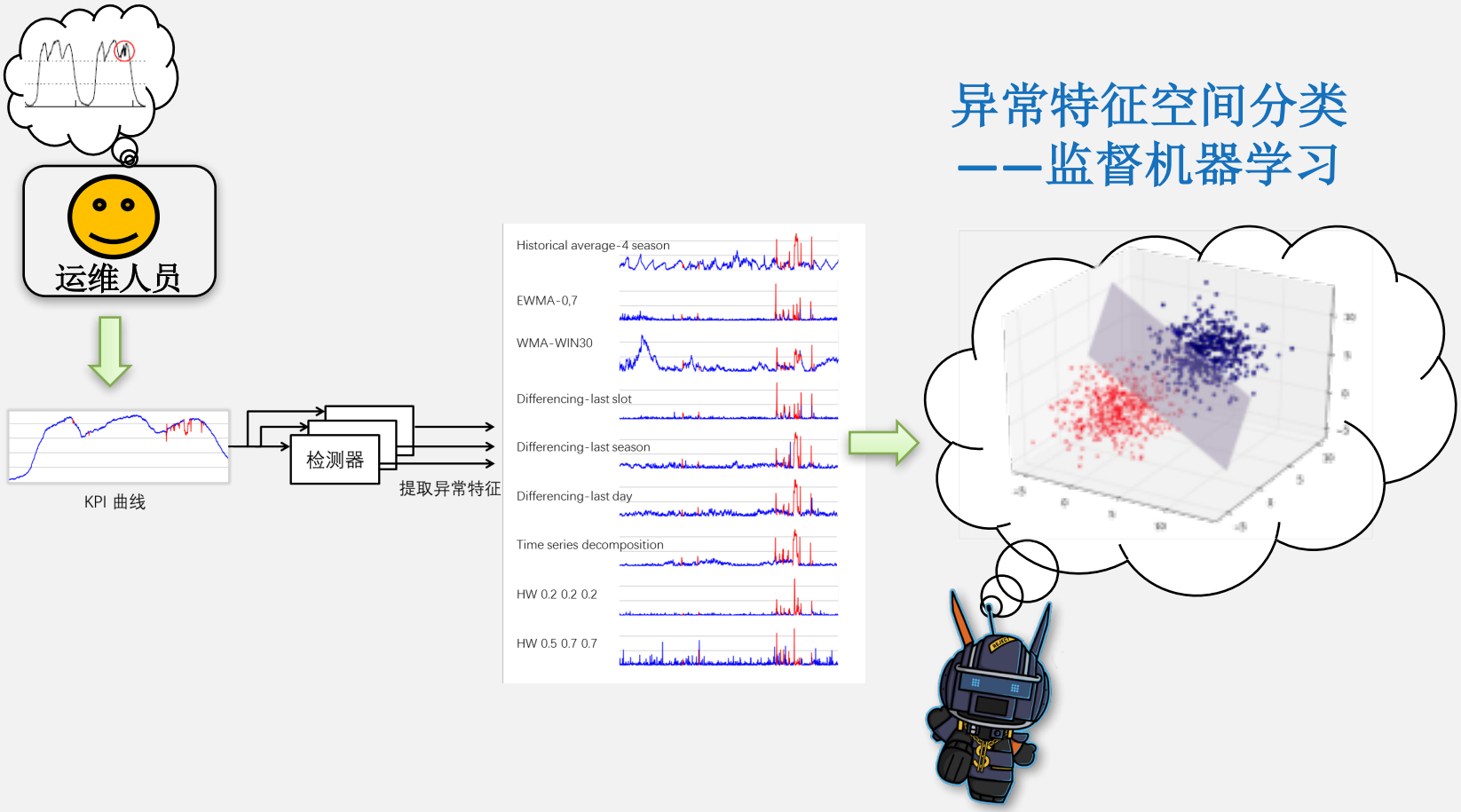
KPI 曲线



Detectors / # of configurations	Sample parameters
Simple threshold [23] / 1	none
Diff / 3	last-slot, last-day, last-week
Simple MA [4] / 5	win = 10, 20, 30, 40, 50 points
Weighted MA [10] / 5	
MA of diff / 5	
EWMA [10] / 5	α = 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9
TSD [1] / 5	win = 1, 2, 3, 4, 5 week(s)
TSD MAD / 5	
Historical average [5] / 5	
Historical MAD / 5	
Holt-Winters [6] / $4^3 = 64$	α, β, γ = 0.2, 0.4, 0.6, 0.8
SVD [3] / $5 \times 3 = 15$	row =10, 20, 30, 40, 50 points, column =3, 5, 7
Wavelet [11] / $3 \times 3 = 9$	win = 3, 5 ,7 days, freq = low, mid, high
ARIMA [9] / 1	Estimation from data
In total: 14 basic detectors / 133 configurations	



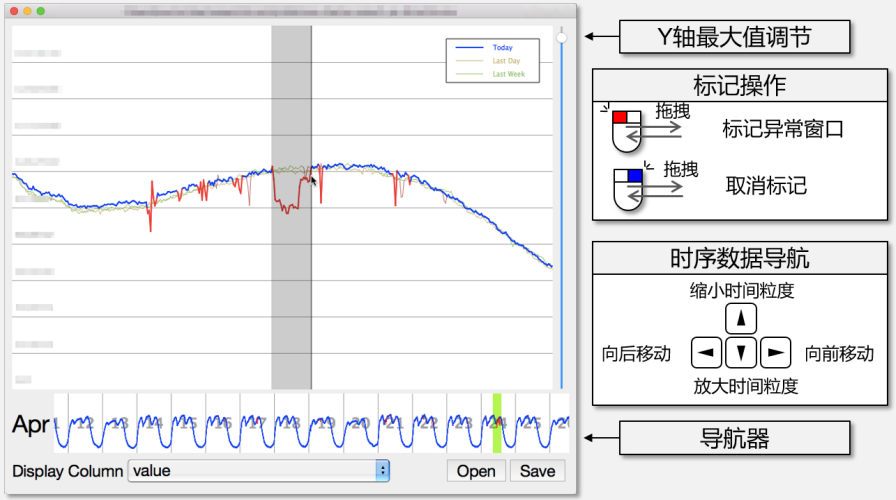
主要思想

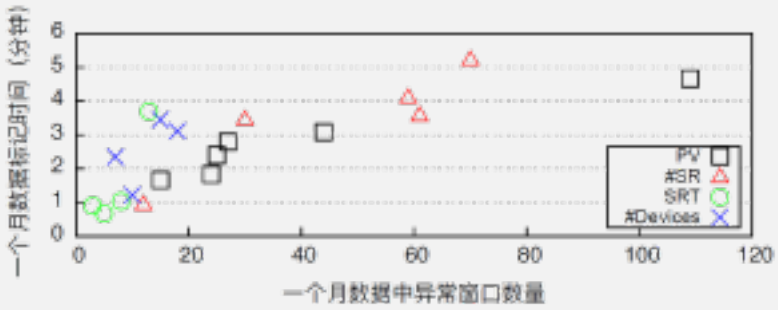

运维人员
KPI 曲线
检测器
提取异常特征
Historical average-4 season
EWMA-0,7
WMA-WIN30
Differencing-last slot
Differencing-last season
Differencing-last day
Time series decomposition
HW 0.2 0.2 0.2
HW 0.5 0.7 0.7
异常特征空间分类
——监督机器学习

挑战与解决方案

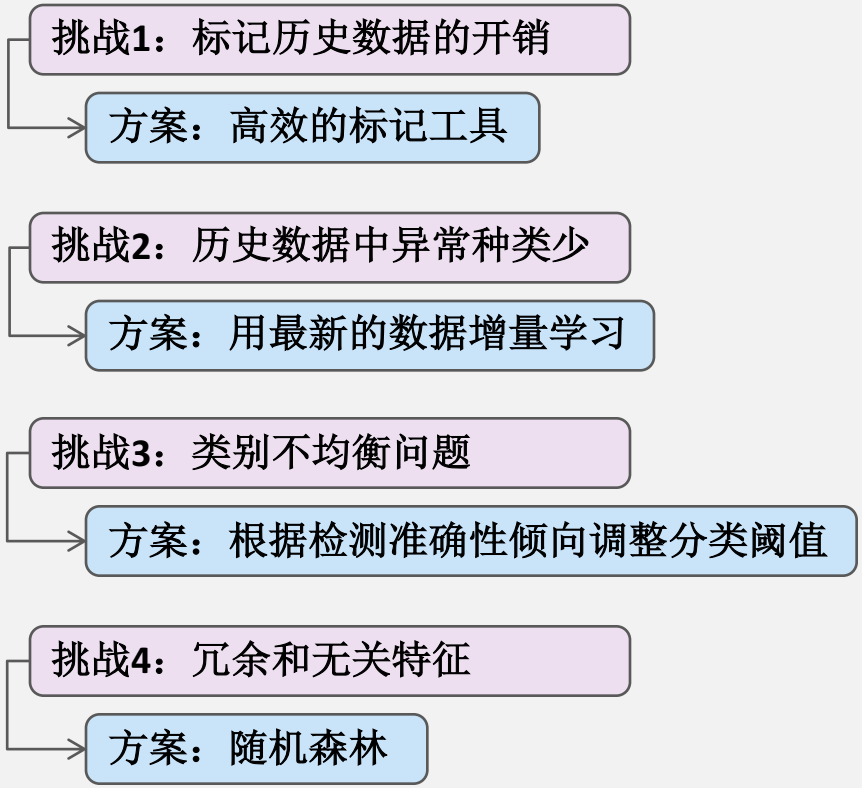
挑战1：标记历史数据的开销

方案：高效的标记工具



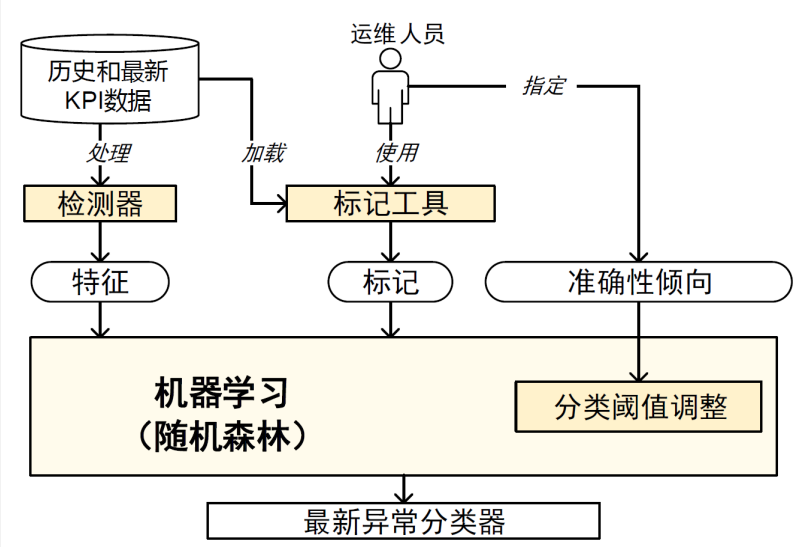


挑战与解决方案


挑战1：标记历史数据的开销
方案：高效的标记工具
挑战2：历史数据中异常种类少
方案：用最新的数据增量学习
挑战3：类别不均衡问题
方案：根据检测准确性倾向调整分类阈值
挑战4：冗余和无关特征
方案：随机森林

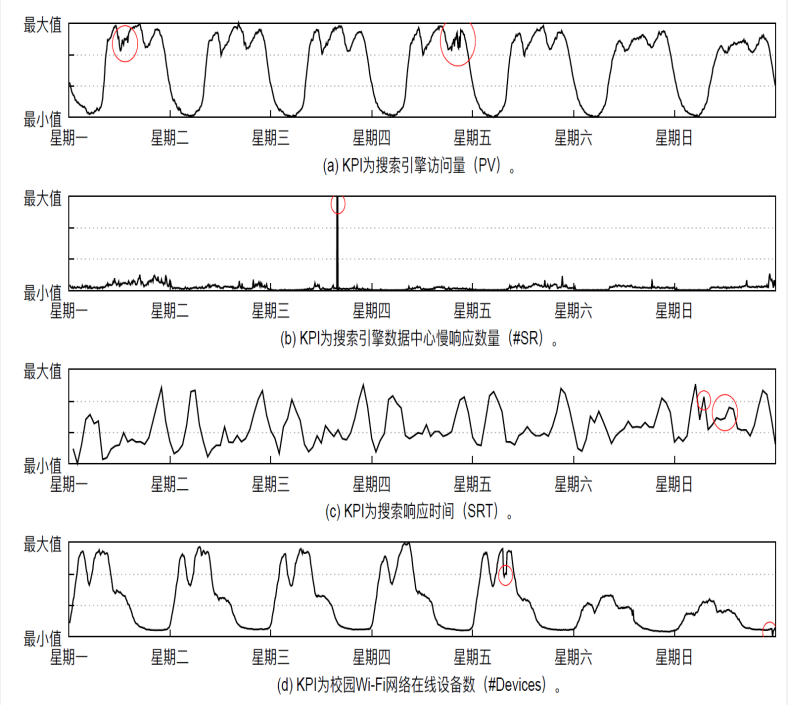
Opprentice设计

离线训练分类器



在线检测

四种真实KPI数据



搜索访问量（25周）

数据中心慢响应数（19周）

搜索响应时间（16周）

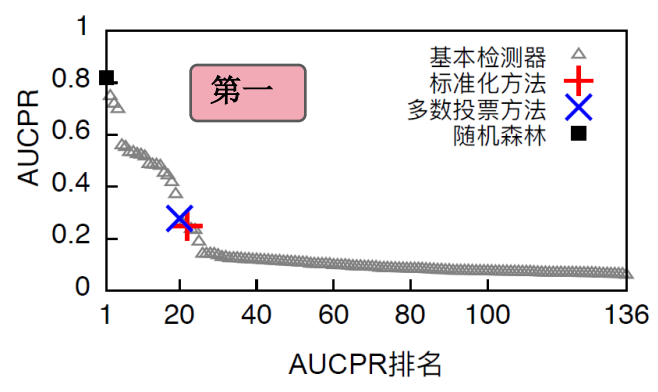
在线设备数（15周）

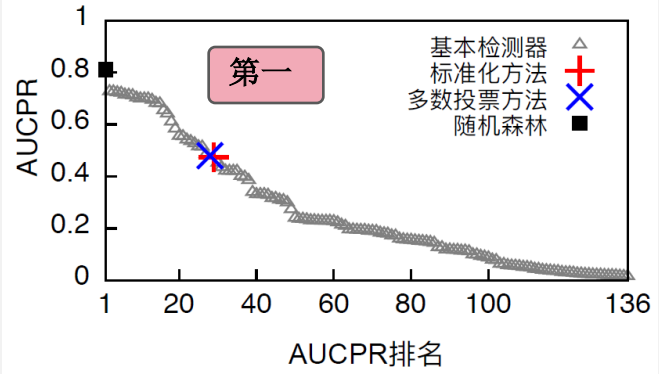
百度

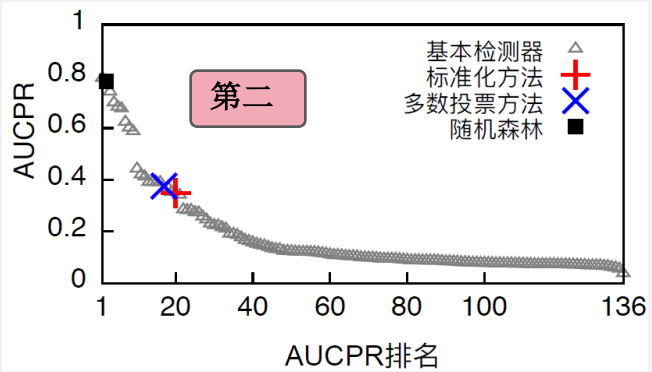
清华校园无线网

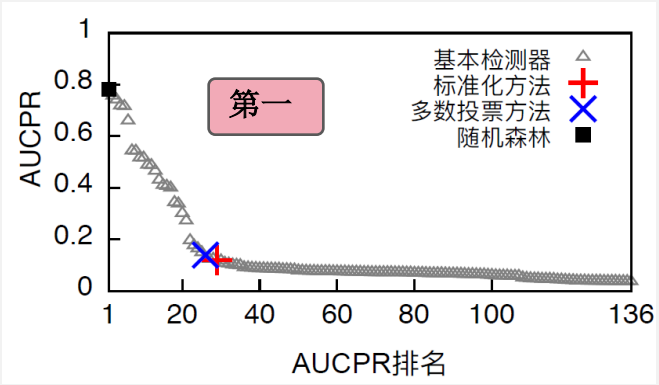
验证与评价

与已有检测器方法比较（四种KPI）









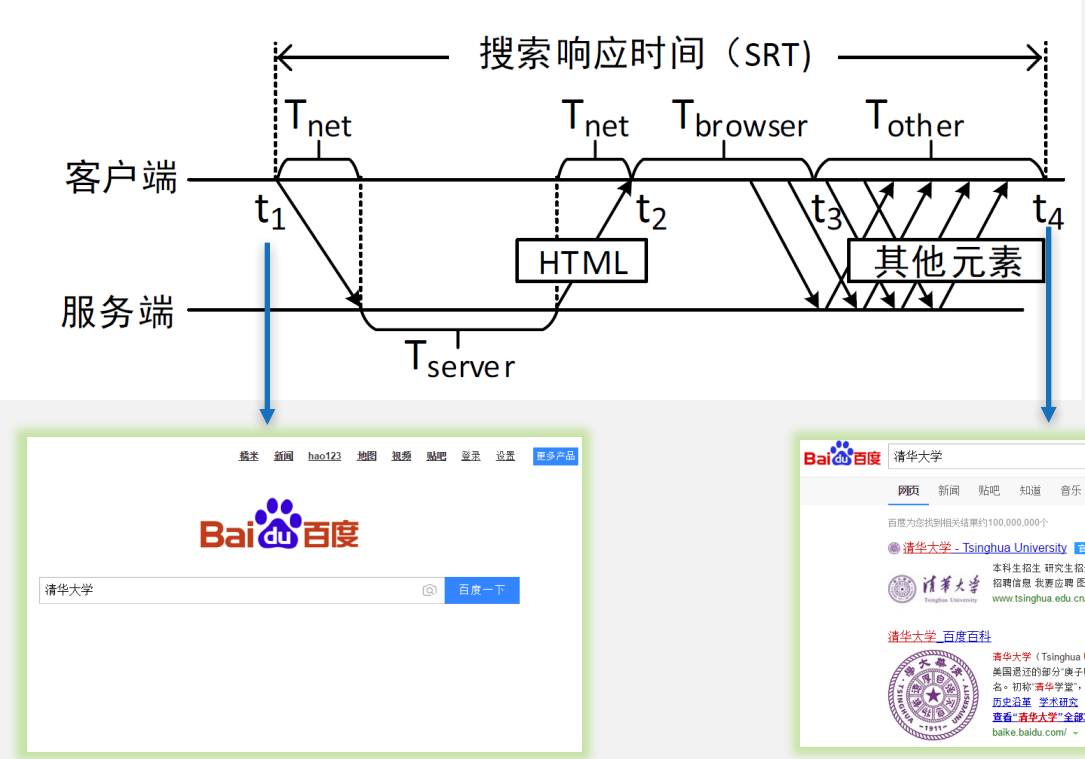
Opprentice小结

- 通过学习历史异常数据自动构建异常检测系统
  - 无需人工选择繁杂的检测器和调参
  - 为复杂检测器的实际应用提供自动化框架
- 采用来自百度、清华校园网的数个月的真实数据验证

案例2：多属性日志中的搜索响应时瓶颈分析
(Dapeng Liu et al., INFOCOM 2016)

搜索响应时间SRT (search response time)

用户在搜索中实际等待的时间



Web响应时间的重要性

+500ms 利润 ⇩1.2%

[Eric Schurman, Bing]

+100ms~400ms 搜索 ⇩0.2%~0.6%

[Jake Brutlag, Google]

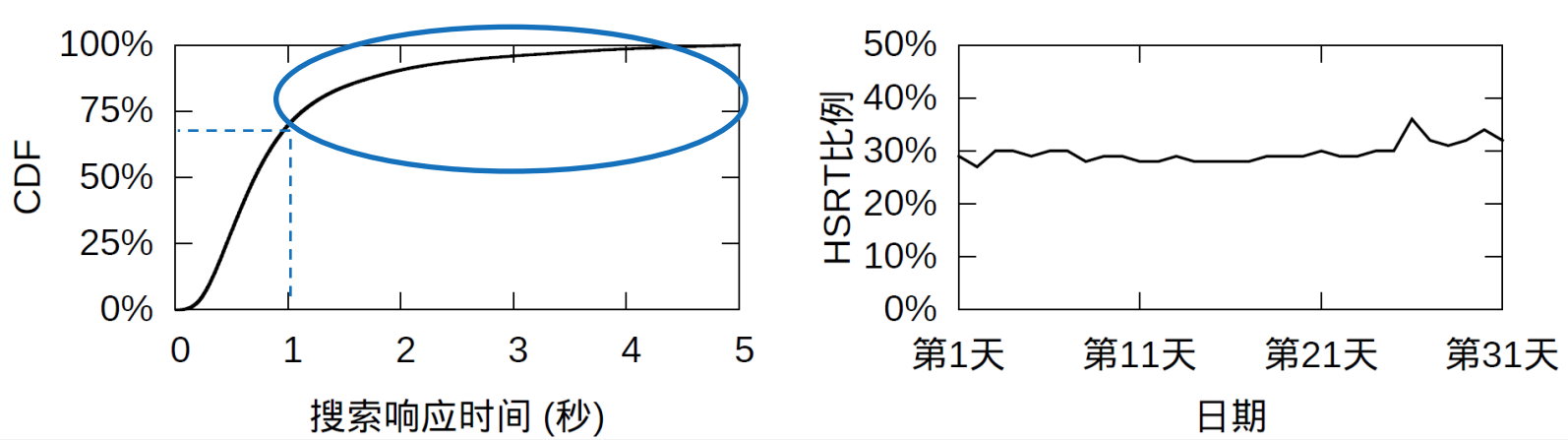
+100ms 销量 ⇩1%

[Greg Linden, Amazon]

+1000ms 访问量 ⇩11%

[Simic Bojan, Aberdeen]

实际中的搜索响应时间



问题：大于1秒的搜索（HSRT）是为什么？

High SRT

搜索日志

搜索引擎通过搜索日志来监测搜索响应时间SRT

潜在可能影响SRT的可测量属性

SRT	Client ISP	浏览器内核	图片数量	有无广告	后台负载	……
800ms (Low SRT)	China Unicom	WebKit	10	Yes	1000 PV/s	……
1200ms (High SRT)	China Telecom	Trident 5.0	5	No	500 PV/s	
……						

搜索日志

搜索引擎通过搜索日志来监测搜索响应时间SRT

潜在可能影响SRT的可测量属性

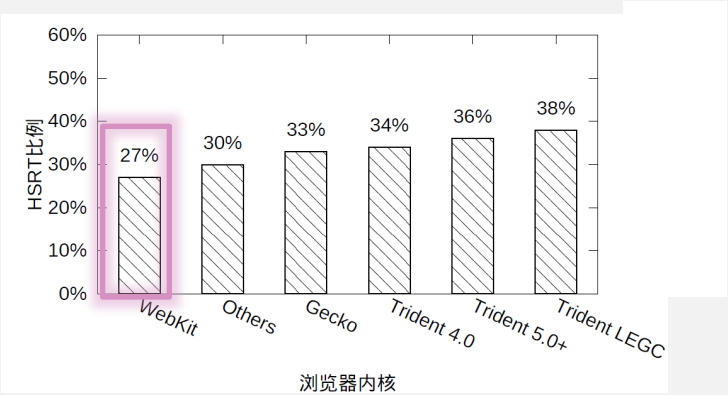
SRT	Client ISP	浏览器内核	图片数量	有无广告	后台负载	……
800ms (Low SRT)	China Unicom	WebKit	10	Yes	1000 PV/s	……
1200ms (High SRT)	China Telecom	Trident 5.0	5	No	500 PV/s	
……						

本项目提出搜索日志分析框架FOCUS来回答下面三个问题：

- HSRT容易发生的条件是什么？
- 哪些HSRT 条件是相近的（HSRT 条件类型），并且比较流行？
- 流行的HSRT 条件类型中的各个属性和值对SRT 有怎样的影响？

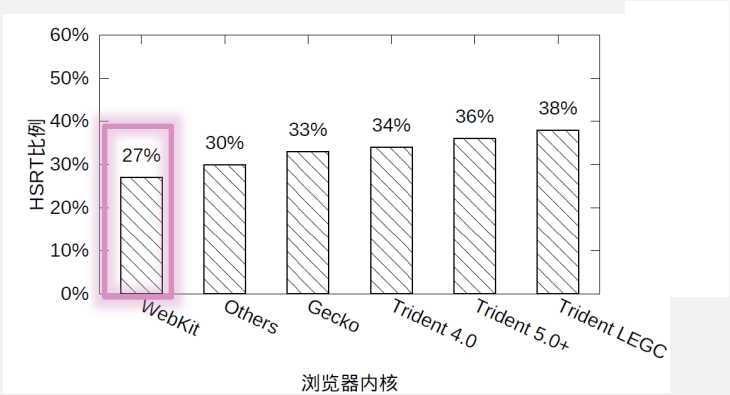
分析多维属性搜索日志的挑战

单维度属性分析方法无法揭示属性组合的影响



分析多维属性搜索日志的挑战

单维度属性分析方法无法揭示属性组合的影响

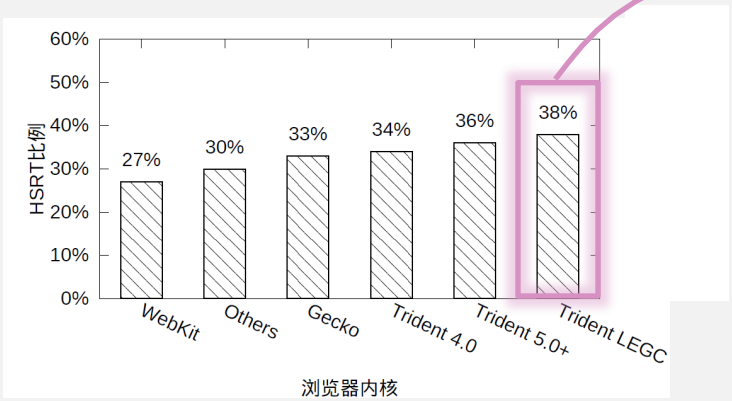


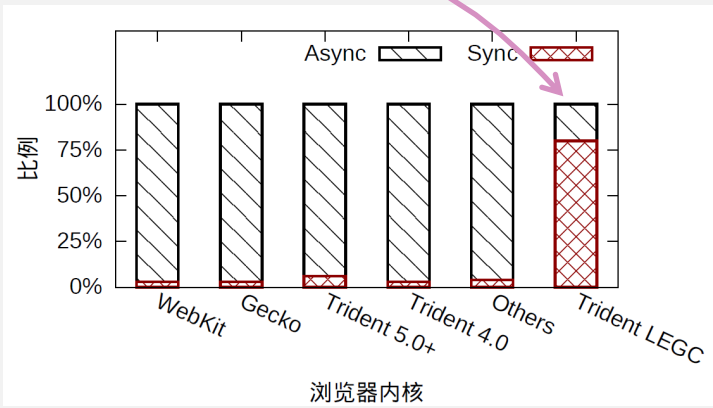
看到的：　条件“WebKit”下的HSRT比例只有27%
未看到的：条件“WebKit+图片数量多于30”下的HSRT比例可以多于38%

分析多维属性搜索日志的挑战

单维度属性分析方法无法揭示属性组合的影响

属性间的潜在依赖关系→ 单维度分析的结论可能是片面的





Trident LEGC内核浏览器 还是 同步加载？

分析多维属性搜索日志的挑战

单维度属性分析方法无法揭示属性组合的影响

属性间的潜在依赖关系→ 单维度分析的结论可能是片面的

得到的HSRT条件可重叠，每次HSRT被计算多次，不易理解

比如得到下面三个条件：

- “图片数量>30” ——→ 贡献50%的HSRT
- “有广告” ——→ 贡献40%的HSRT
- “图片数量>20，有广告” ——→ 贡献30%的HSRT

重叠部分还是非重叠部分？

总计120%？

主要思想

单维度属性分析方法无法揭示属性组合的影响

属性间的潜在依赖关系→ 单维度分析的结论可能是片面的

得到的HSRT条件可重叠，每次HSRT被计算多次，不易理解

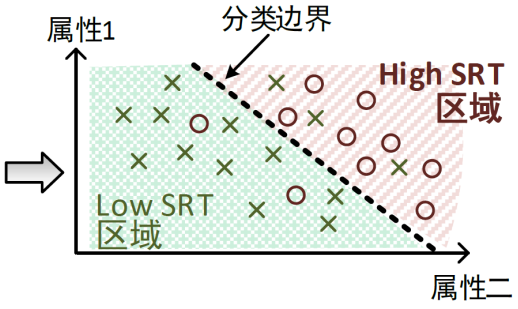
多维度分析

可以解决属性依赖关系

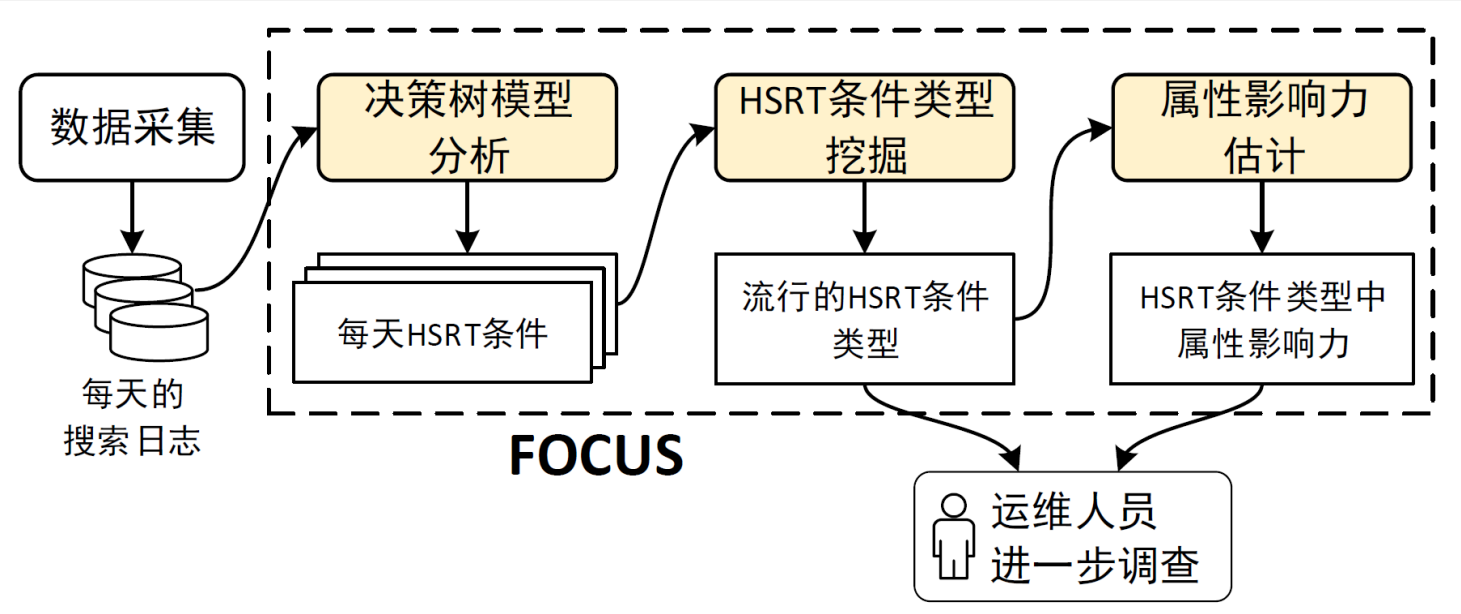
分类划分没有重叠

将其建模为分类问题，利用监督机器学习算法——决策树得到直观分类模型

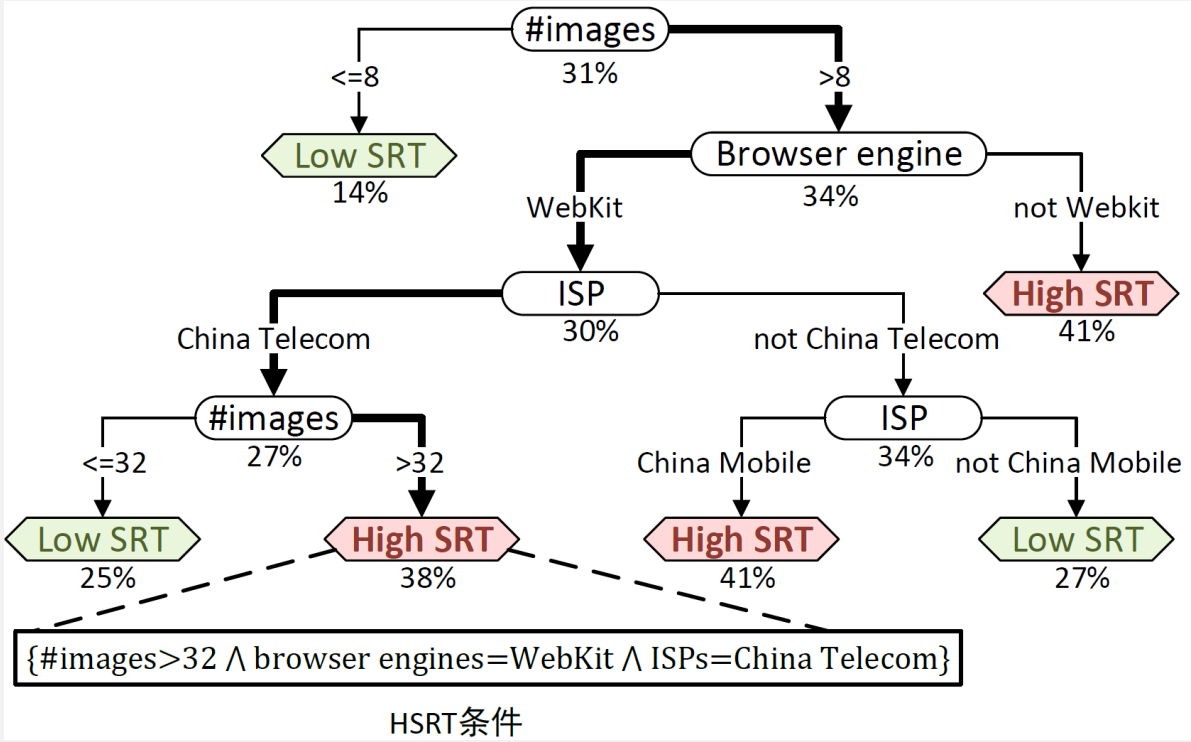
属性1	属性2	类别
…	…	High SRT ○
…	…	Low SRT ×
…	…	Low SRT ×
…	…	…



FOCUS概览

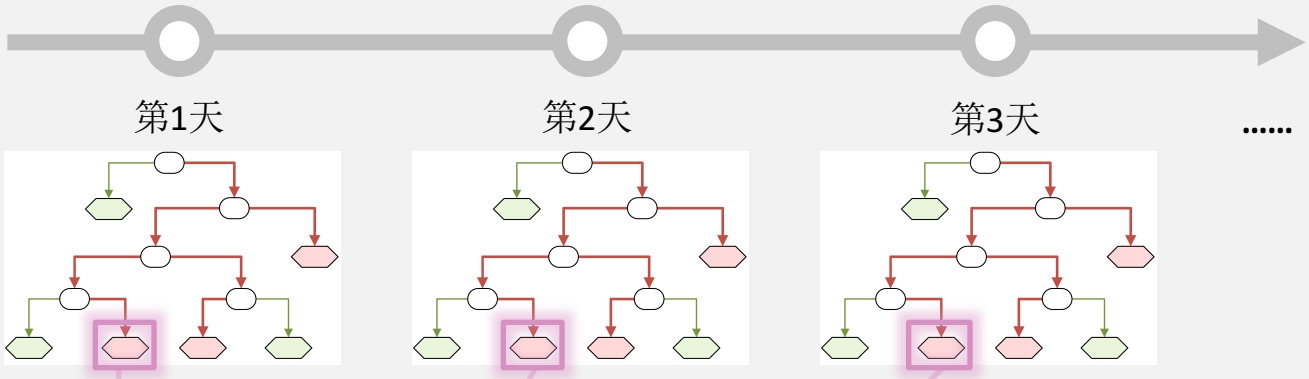

数据采集
决策树模型
分析
HSRT条件类型
挖掘
属性影响力
估计
每天的
搜索日志
每天HSRT条件
流行的HSRT条件
类型
HSRT条件类型中
属性影响力
FOCUS
运维人员
进一步调查

基于决策树的HSRT条件识别



HSRT条件

挖掘相似HSRT条件（HSRT条件类型）



HSRT 条件编号	示例属性取值 #images	browser engine	ads
1	> 9	not WebKit	no
2	> 10	not WebKit	no
3	> 22	WebKit	yes

相似HSRT条件：

- 属性种类相同
- 类别型属性值相同
- 值型属性相似→层次化聚类

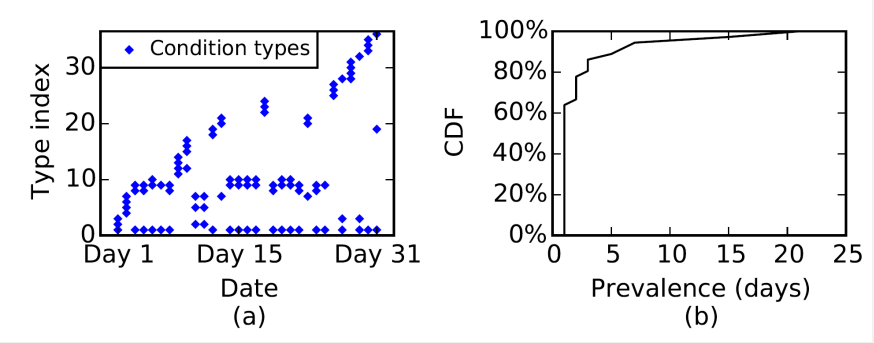
属性影响力估计

受控制实验启发：
- 每次变化一个属性条件（取补集）产生实验组
- 在历史数据中对比实验组和对照组条件下的SRT差别

HSRT 条件类型	属性条件 c_1 #images	属性条件 c_2 browser engine	属性条件 c_3 ads
原始对照组 C	$> i, i \in \{9, 10\}$	not WebKit	no
实验组 C_1'	$\leq i, i \in \{9, 10\}$	not WebKit	no
实验组 C_2'	$> i, i \in \{9, 10\}$	WebKit	no
实验组 C_3'	$> i, i \in \{9, 10\}$	not WebKit	yes

FOCUS分析结果——HSRT条件类型

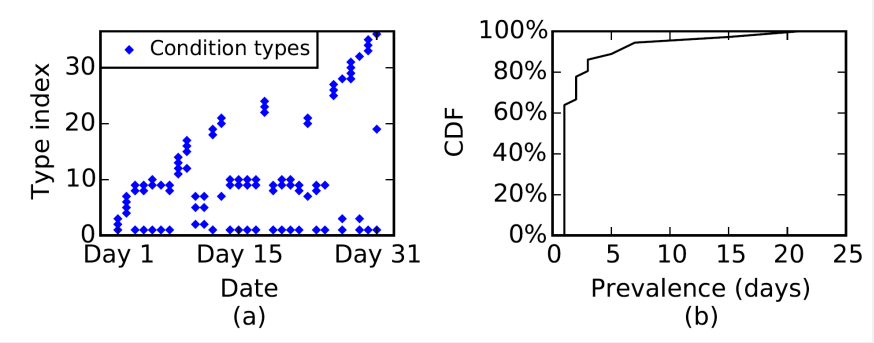
一个月的真实搜索日志中发现36种HSRT条件类型
其中4个出现超过5天



HSRT 条件类型编号	HSRT 条件类型	出现天数	覆盖 HSRT
1	**#images** $> i, i \in \{5,6,7,8,9\} \wedge$ **browser engine = not WebKit**	21	43%
2	**#images** $> i, i \in \{5,6,7,8,9\} \wedge$ **ISP = not China Telecom** $\wedge$ browser engine = WebKit	15	25%
3	**#images** $> i, i \in \{25,26,27\} \wedge$ ISP = China Telecom $\wedge$ browser engine = WebKit	7	9%
4	**#images** $> i, i \in \{5,6,8\} \wedge$ ISP = China Telecom $\wedge$ browser engine = WebKit $\wedge$ **ads = yes**	6	9%

FOCUS分析结果——HSRT条件类型

一个月的真实搜索日志中发现36种HSRT条件类型
其中4个出现超过5天



HSRT 条件类型编号	HSRT 条件类型	出现天数	覆盖 HSRT
1	#images > $i, i \in \{5,6,7,8,9\}$ ∧ browser engine = not WebKit	21	43%
2	#images > $i, i \in \{5,6,7,8,9\}$ ∧ ISP = not China Telecom ∧ browser engine = WebKit	15	25%
3	#images > $i, i \in \{25,26,27\}$ ∧ ISP = China Telecom ∧ browser engine = WebKit	7	9%
4	#images > $i, i \in \{5,6,8\}$ ∧ ISP = China Telecom ∧ browser engine = WebKit ∧ ads = yes	6	9%

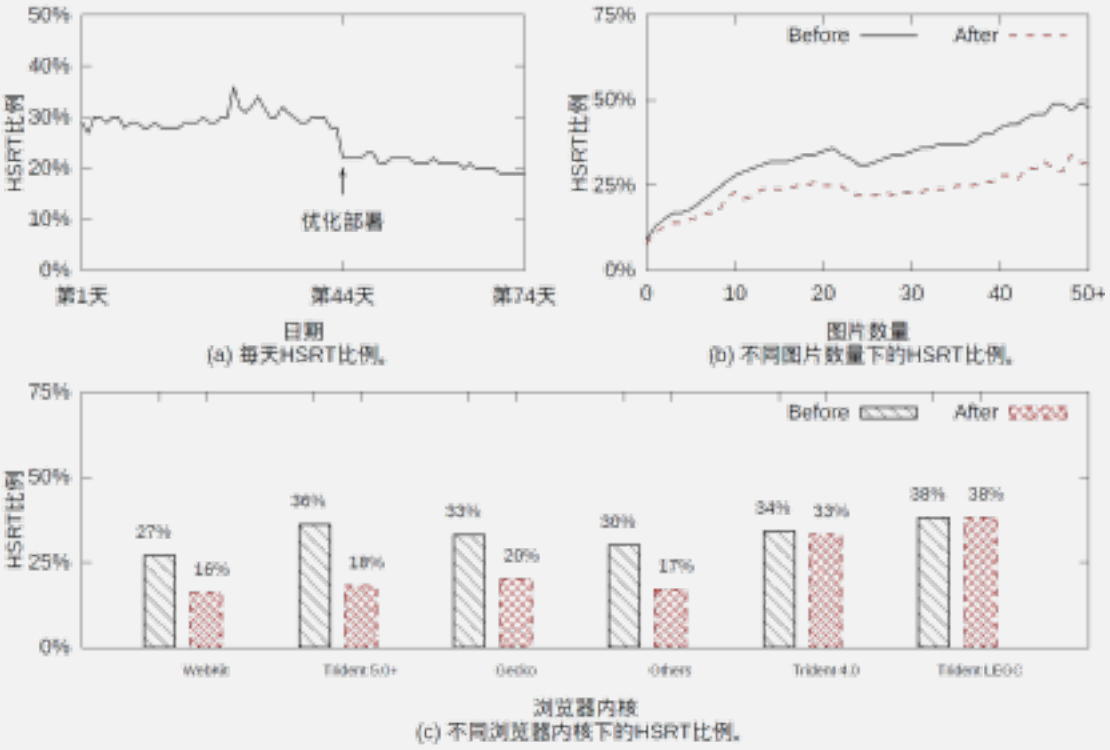
图片数量是主要的瓶颈

实际优化部署

FOCUS的分析结果显示优化图片有最大提升潜力
部署base64 encoding提高“数量多、体积小”的图片传输速度

HSRT比例
减少30%

SRT 80分位数
下降253 ms (20%)



FOCUS小结

- 搜索日志中响应时间瓶颈分析系统
  - 为高搜索时间调查提供更具体方向
  - 根据历史数据估计不同属性的影响力
  - 通用性很高

- 部署于搜索引擎并分析2个月真实数据

- 根据分析结果实际部署优化方案，效果显著

案例3： 软件更新对应用的影响
(Shenglin Zhang et al. CoNEXT 2015)

软件更新错误导致大规模故障

2014.1, Dropbox

Outage post-mortem

Akhil Gupta | January 13, 2014 | 0 21

On Friday back up and runn day.

on as

We use thousand ase has one master and two replica machines for redundancy. on, nd incremental data backups and store them in a separate environ

On Friday at 5:30 PM PT, we had a planned maintenance scheduled to upgrade the OS on some of our machines. During this process, the upgrade script checks to make sure there is no active data on the machine before installing the new OS.

A subtle bug in the script caused the command to reinstall a small number of active machines. Unfortunately, some master-replica pairs were impacted which resulted in the site going down.

- 部分服务器上规划中的操作系统升级
- Dropbox 服务下线3小时

2014.6, Facebook

Facebook outage caused by software system update

20 June 2014 | By Hollie Luxford

Share Tweet 0 Like 0

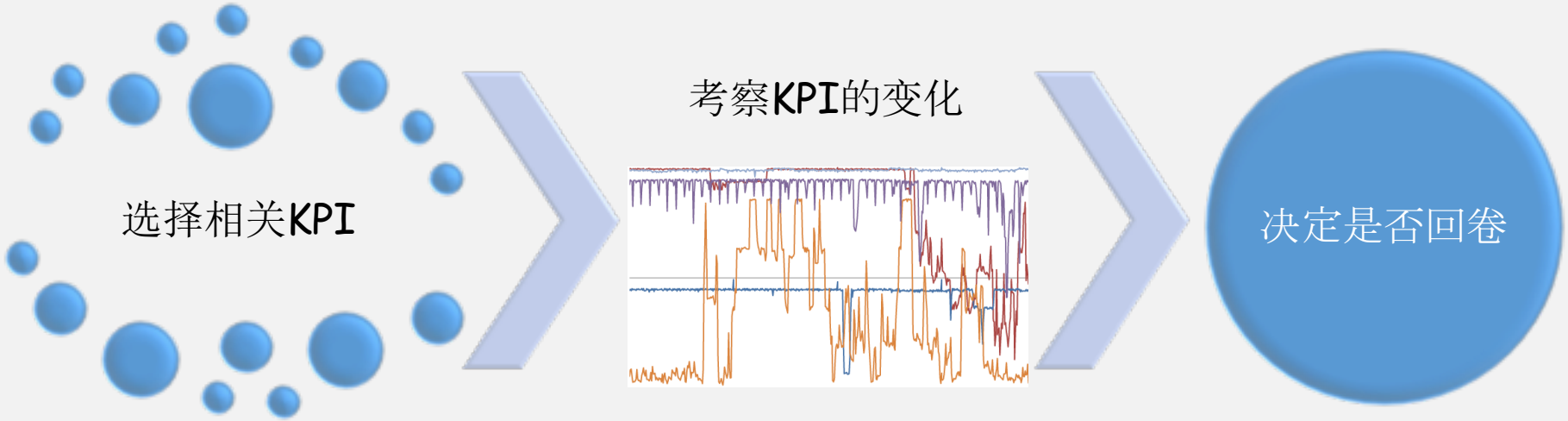
Social networking site Facebook suffered a worldwide outage yesterday after an issue while updating the configuration of one of its software systems.

The worldwide ou for 3

Facebook

- 软件配置更新错误
- Facebook 下线31分钟

自动评估软件更新对应用的影响

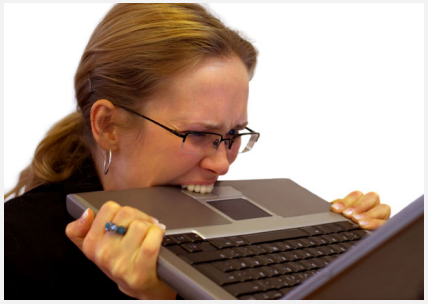


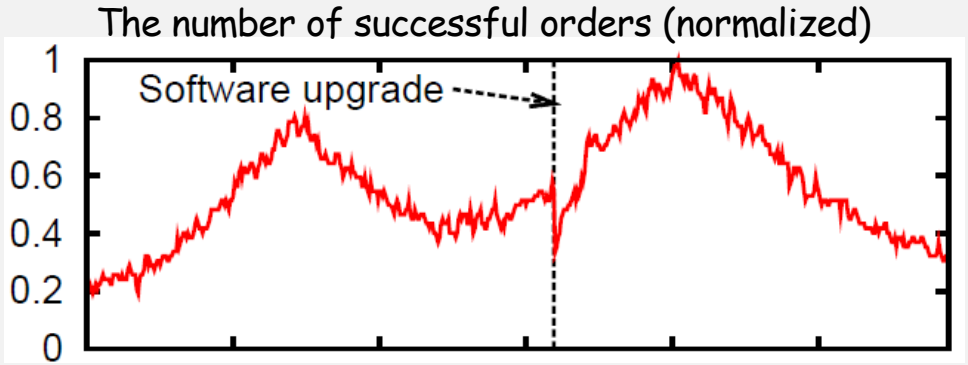
- 自动
- 可扩展
- 鲁棒性强

挑战1： 检测延迟短 vs. 监测鲁棒性强

用户体验下降

营收损失



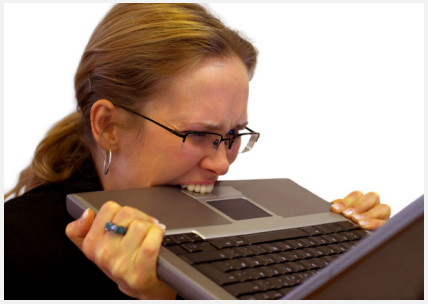


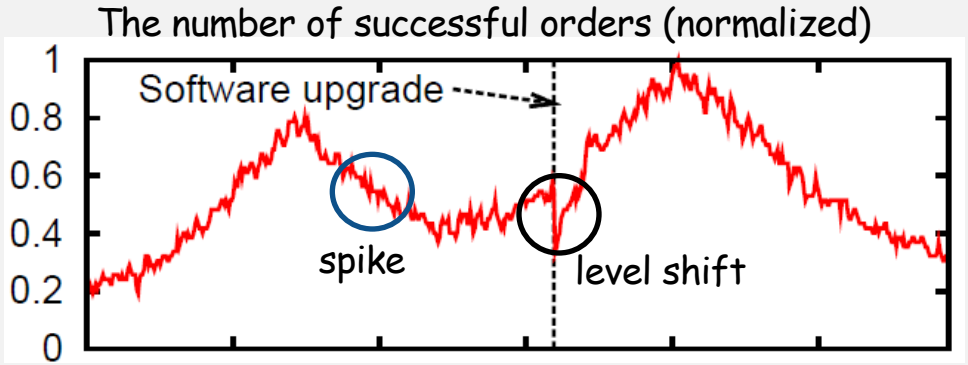
真实事件

挑战1： 检测延迟短 vs. 监测鲁棒性强

用户体验下降

营收损失



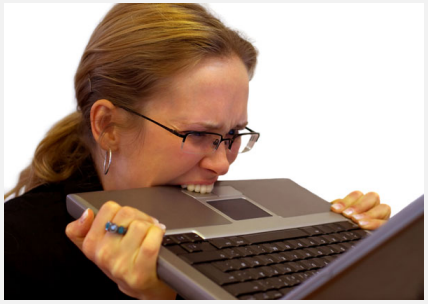


真实事件

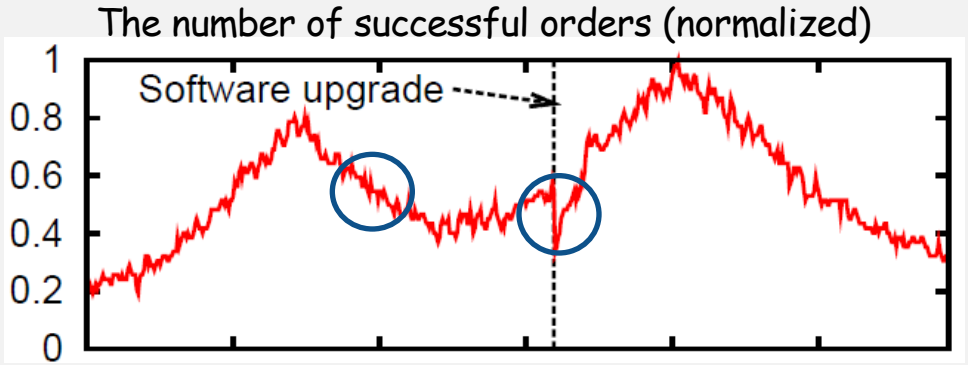
挑战1： 检测延迟短 vs. 监测鲁棒性强

用户体验下降

营收损失



KPI变化检测要又快又准



真实事件

挑战2： 大量KPI


Bai du 百度


百度糯米
nuomi.com
省 钱 更 省 心


百度杀毒
Baidu Antivirus


du


iQIYI 爱奇艺


百度云
"云上的日子，你我共享"


百度卫士
Baidu Anticerus


hao123.com


Bai du 图片


Bai du 百科

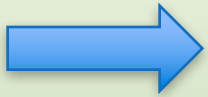

Bai du 新闻


译
du


du

挑战2： 大量KPI & 大量软件更新

- 规模大
  - 100多个产品线
  - 上万个模块
  - 几十万台服务器
  - 百万级KPI监控
- 变化快
  - 每天上万个软件更新

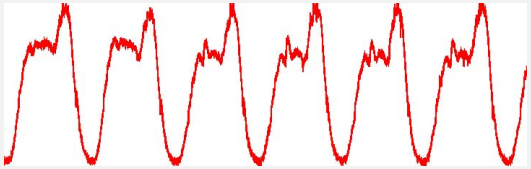


计算开销要小

挑战3： KPI数据多样性

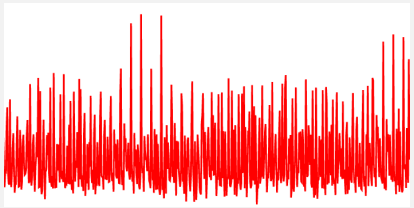
不同类型的KPI数据

季节性



PV

多变



网卡吞吐率

静态

内存利用率

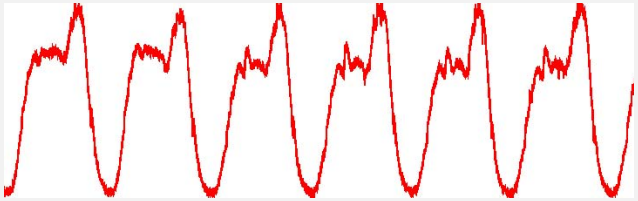
需要适应多样性的KPI数据

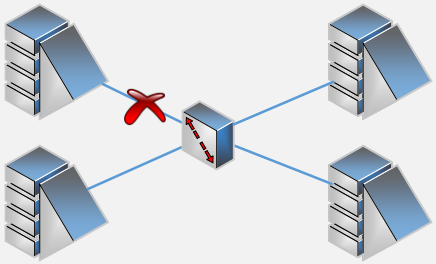
挑战4：KPI变化可能是其它因素导致的

季节变化

网络故障

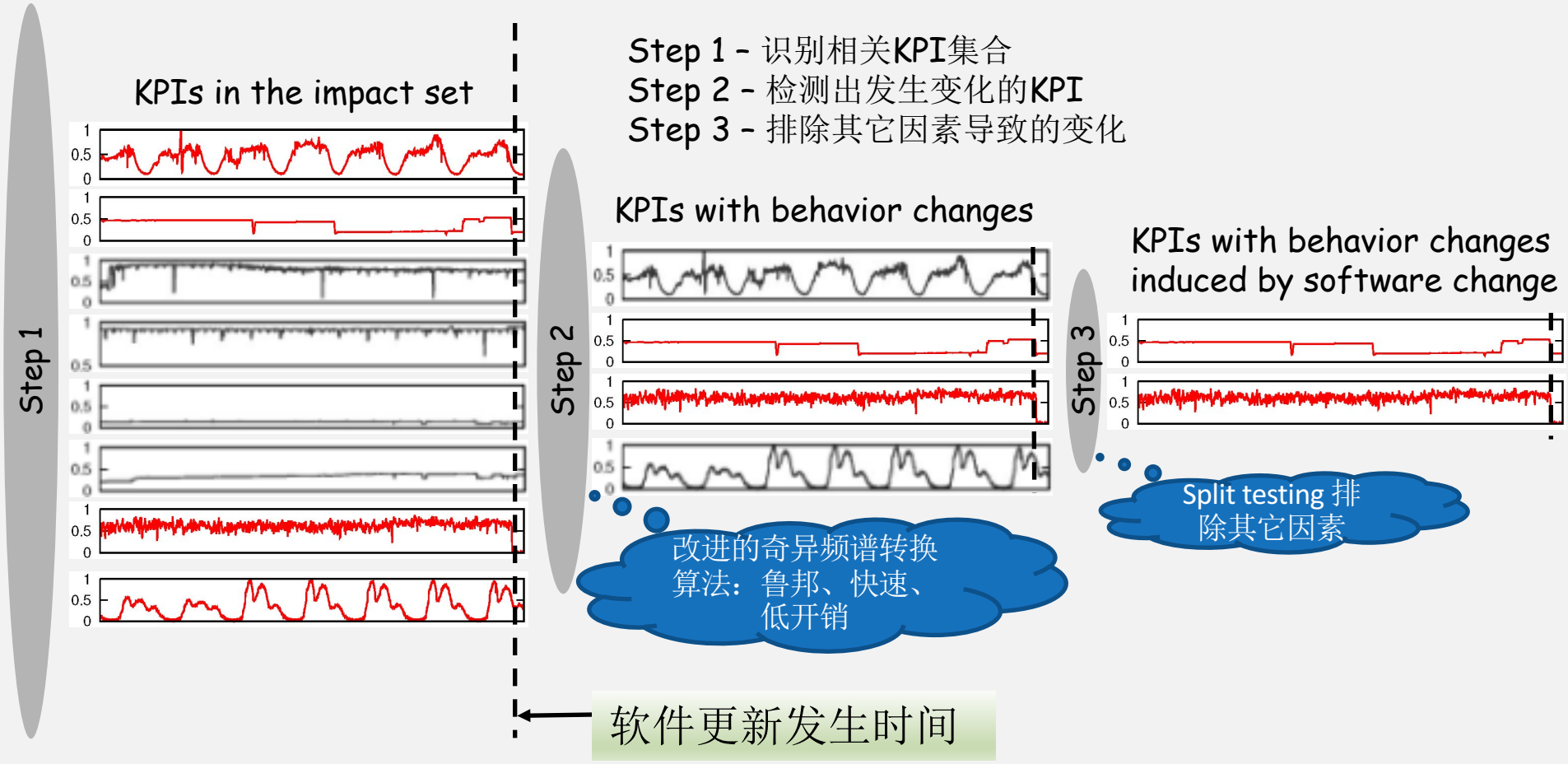
恶意攻击





需要消除其它因素的影响

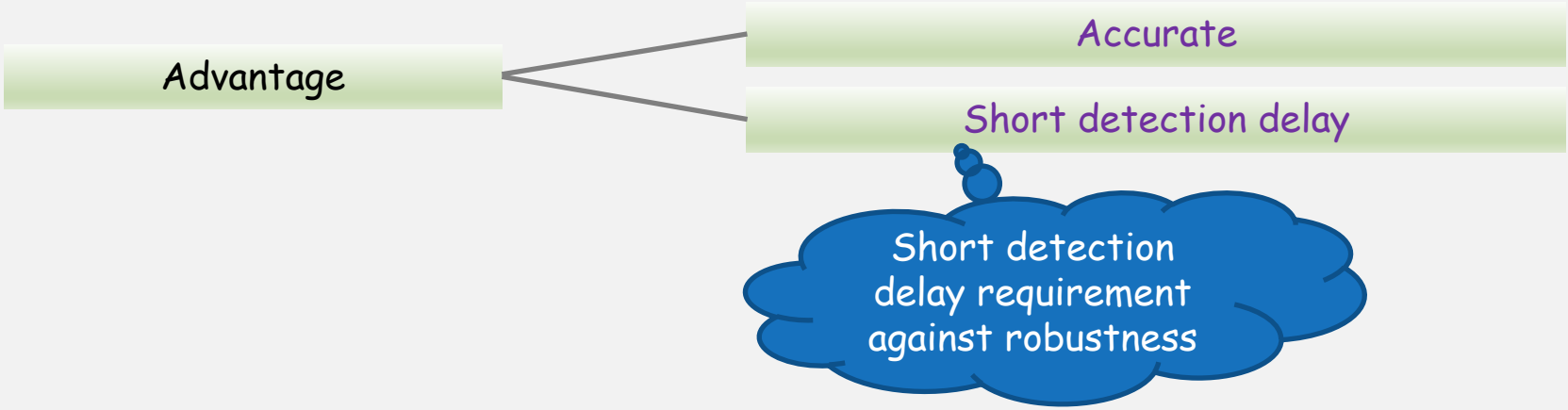
FUNNEL 架构


Step 1 – 识别相关KPI集合
Step 2 – 检测出发生变化的KPI
Step 3 – 排除其它因素导致的变化
Step 1
KPIs in the impact set
Step 2
KPIs with behavior changes
改进的奇异频谱转换
算法：鲁邦、快速、
低开销
Step 3
KPIs with behavior changes
induced by software change
Split testing 排
除其它因素
软件更新发生时间

Improved Singular Spectrum Transform (SST)

Improved singular spectrum transform (SST)

$$x_s(t) = 1 - \alpha(t)^T \beta(t)$$



Improved Singular Spectrum Transform (SST)

Improved singular spectrum transform (SST)

$$x_s(t) = 1 - \alpha(t)^T \beta(t)$$

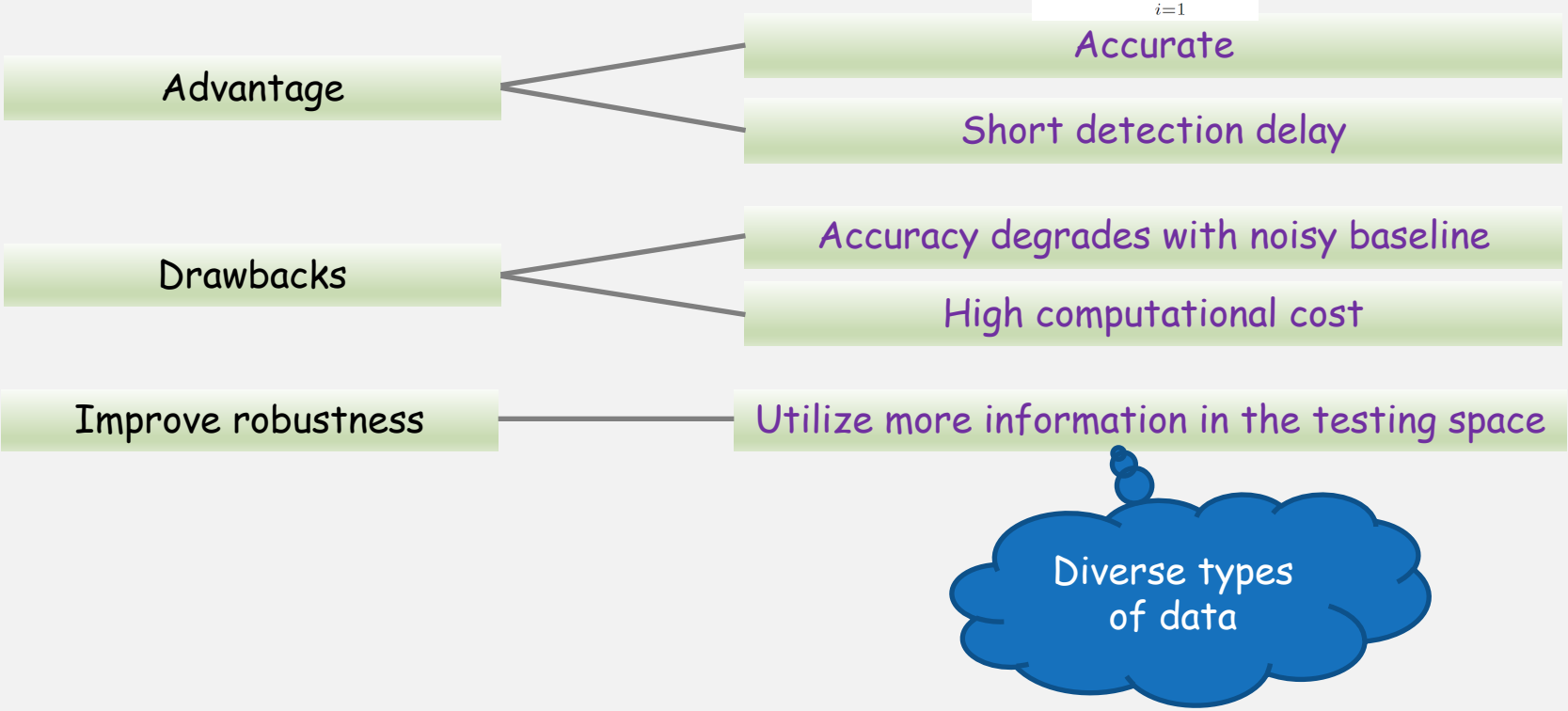
- Advantage
  - Accurate
  - Short detection delay
- Drawbacks
  - Accuracy degrades with noisy baseline
  - High computational cost

T. Idé and K. Tsuda, SDM 2007

Improved Singular Spectrum Transform (SST)

Improved singular spectrum transform (SST)

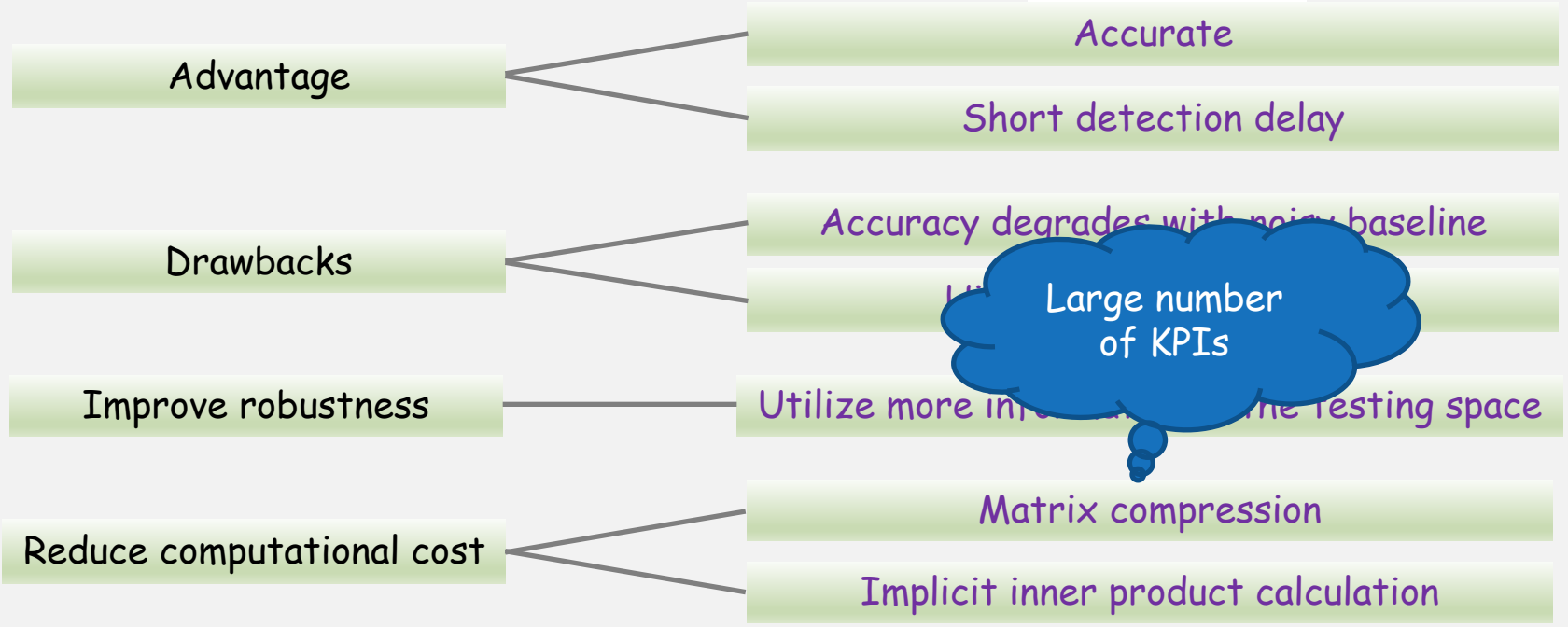
$$\hat{x}(t) = \frac{\sum_{i=1}^{\eta} \lambda_i \times \varphi_i(t)}{\sum_{i=1}^{\eta} \lambda_i}$$



Improved Singular Spectrum Transform (SST)

Improved singular spectrum transform (SST)

$$\varphi_i(t) \simeq 1 - \sum_{j=1}^{\eta} {x_j}^2$$



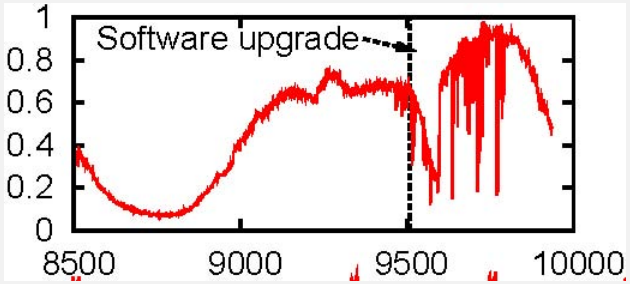
案例举例: 一个带bug的版本上线把来自iPhone的搜索流量都屏蔽了

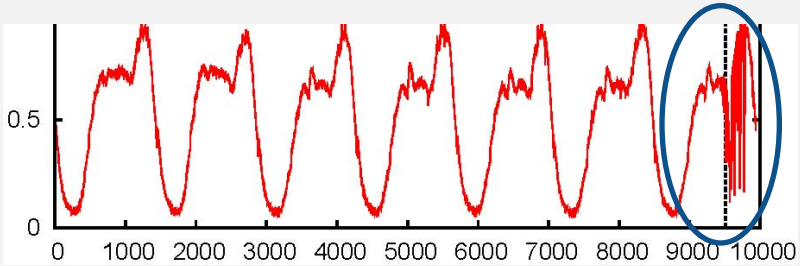
FUNNEL：

- 能十分钟准确检测出问题并定位到该版本上线

运维人工定位：

- 1.5 小时检测完成问题定位
- 客户申述->检查KPI->定位问题

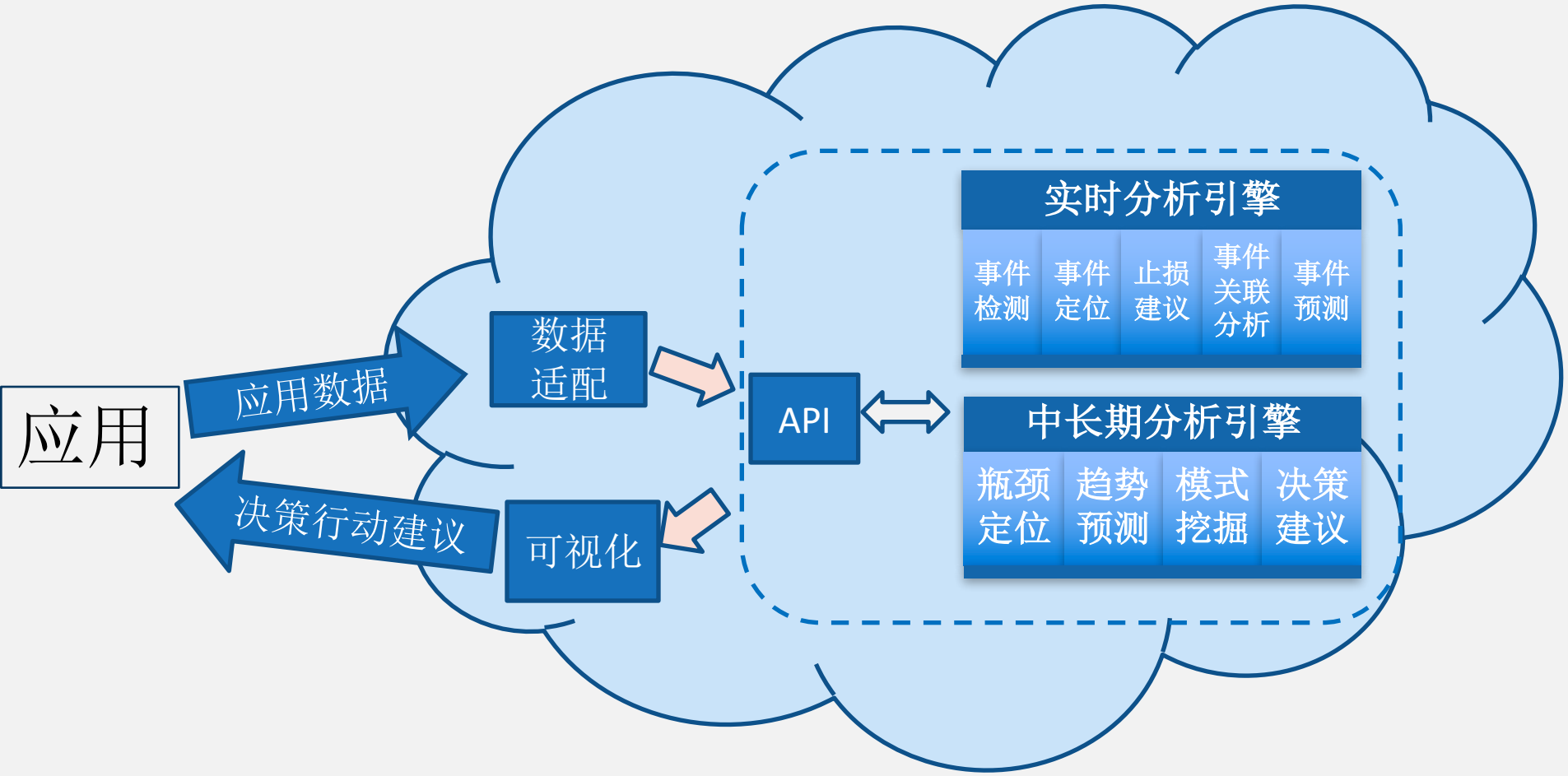




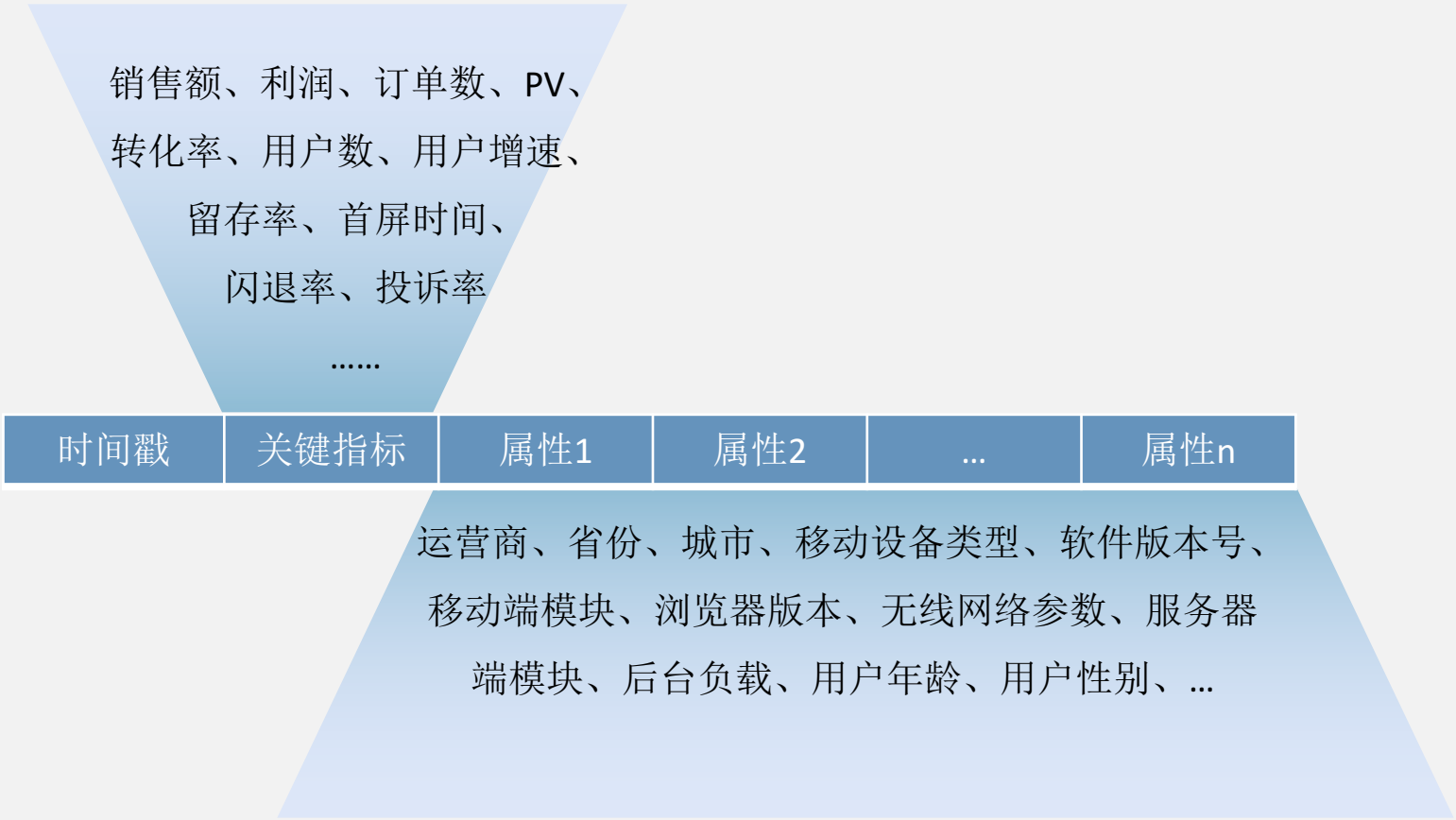
其它案例

- 异常检测之后的故障定位
- 故障止损建议
- 故障根因分析
- 数据中心交换机故障预测
- 海量Syslog 日志压缩成少量有意义的事件
- 基于机器学习的系统优化（如TCP运行参数）

AppMind 智能运维算法云：把数据转化为决策和行动



标准API： 支持任意时序数据



目录

- 背景介绍
- 智能运维：从基于规则到基于学习
- 百度案例
- *挑战与思路*

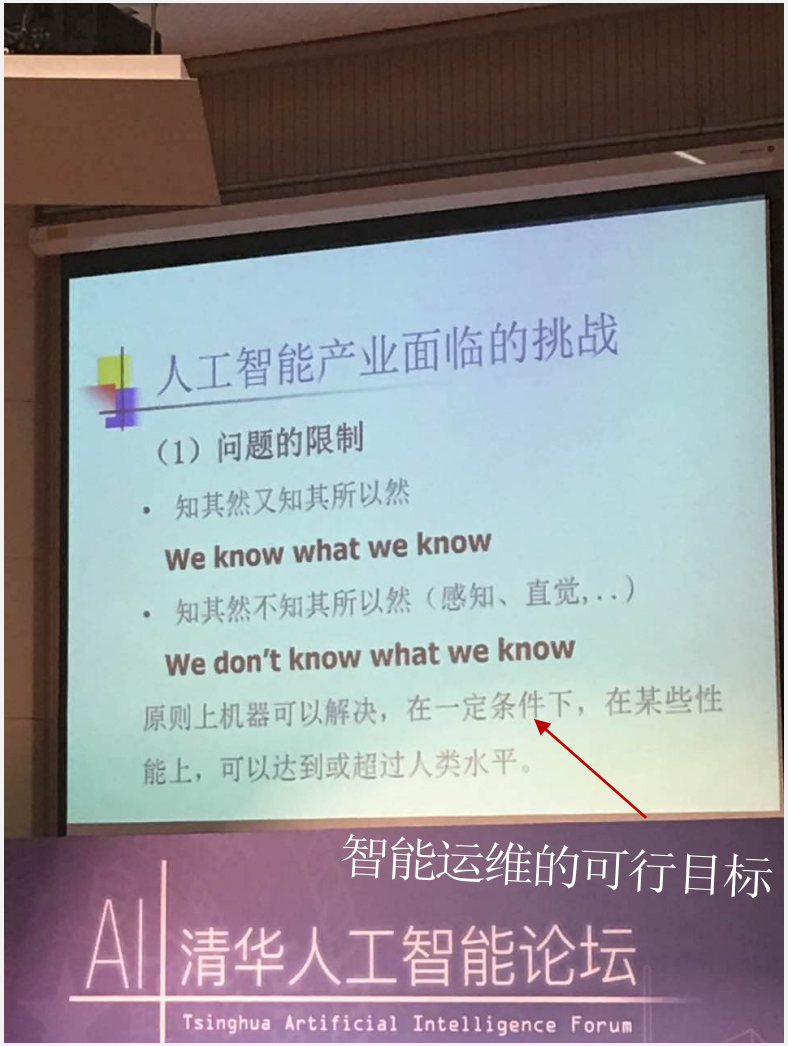
挑战1：智能运维的可行目标是什么？

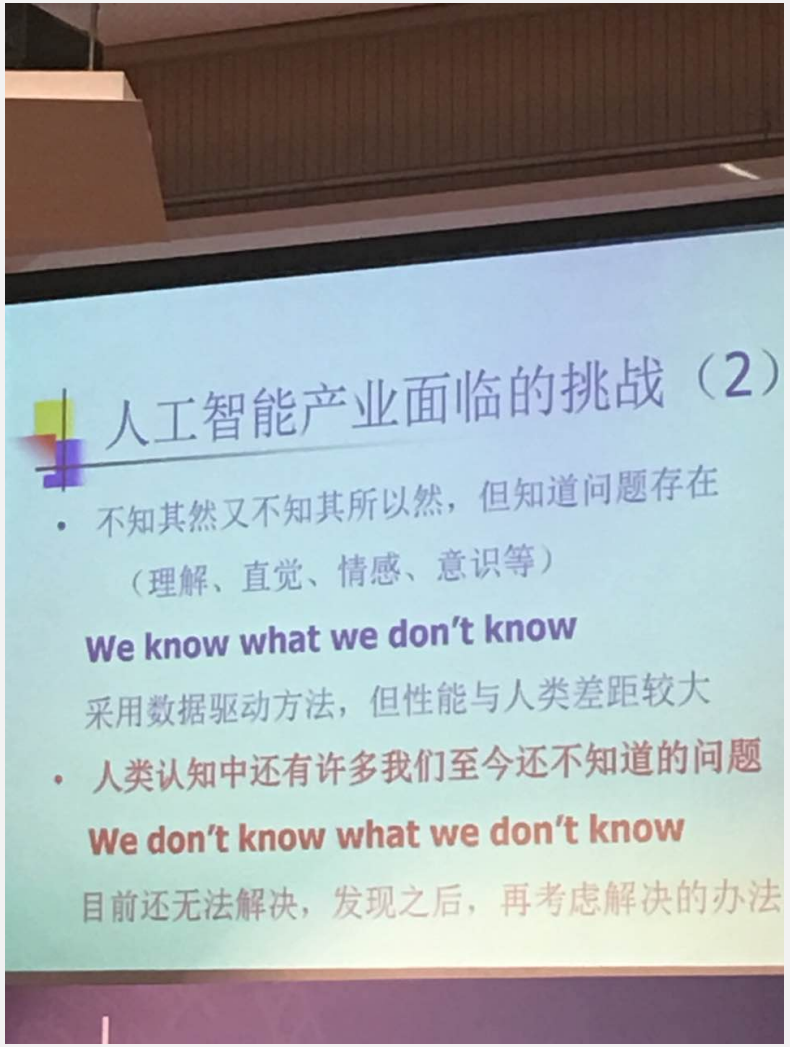
T2: 代替运维人员，接管所有工作？

R2-D2: 运维人员的高效可靠助手？

图片来自互联网

思路： 自动化那些“知其然而不知其所以然”的运维技能

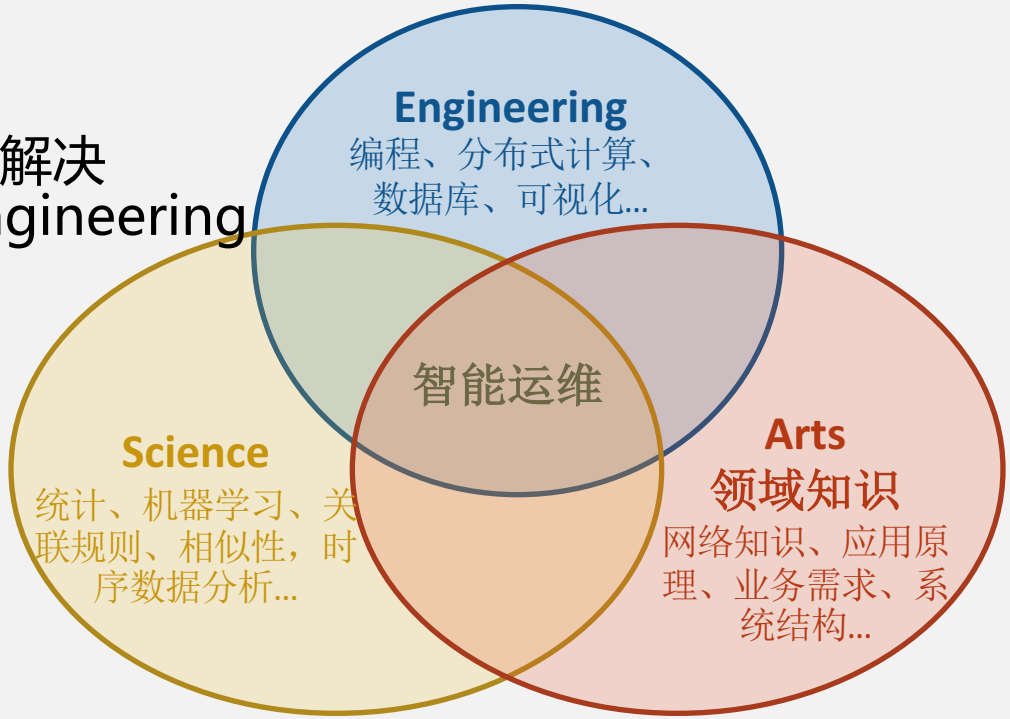




来自清华大学张钹院士的报告

思路： 自动化那些“知其然而不知其所以然”的运维任务

技术正在逐渐解决 Science + Engineering 的问题



技术可能永远也无法代替领域专家（艺术家），但是可以为领域专家提供更好的工具

智能运维的终极可行目标:
1. 日常工作都能自动完成
2.运维人员能够独立进行数据分析

挑战2： 如何更系统的应用机器学习技术？

- 特征选取：
  - 全部数据+容忍度高的算法（如随机森林）
  - 特征工程
  - 自动选取（深度学习）
- 不同机器学习算法适用不同的问题
  - *Tree-based: 决策树，回归树，随机森林等*
  - *Convolutional Neural Networks*
  - *Recurrent Neural Networks*
  - *Deep Belief Network*
  - *Monte Carlo Tree Search*
- 有效策略：工业界和学术界针对具体问题进行密切合作

挑战3： 如何从现有ticket 数据中提取有价值信息

NSDI 2013

Strawman Approach To Analyze Free-form Text

UNSTRUCTURED (Diary)

Operator 1: I **replaced** the **memory chips** on this **device** and both **power supplies** have been **reseated**

Operator 2: The **device** has been **powered back up**. It should be back online shortly.
Operator 1: Ok. Let me check.
Operator 1: Yes. It is functional. Thanks!

--- Original Message ---
From: Vendor Support
Subject: Regarding Case Number #yyyyyy
Title: **Device** xxx-xxx-xxx-130b v9.4.5 **continously rebooting**
As discussed, the device has **bad memory chips** as such we **replace** it. Please completely fill the **RMA** form below and return it.
--- Appended Message ---
From: Operations
Subject: Regarding Case Number #yyyyyy
Title: **Device** xxx-xxx-xxx-130b v9.4.5 **continously rebooting**
We have **cleaned** the **cable** connecting the **load balancer** to the **access router** so don't **replace** the cable. We are currently checking for on-going **maintenance**. Please invoke **device diagnostics** and send the logs to the **vendor** for further **troubleshooting**.

Strawman #1: Use NLP techniques

Limitation: Work only on well-written text such as news-articles

Strawman #2: Keyword selection

Limitations: Ignores contextual semantics

Strawman #3: Clustering tickets based on manual keyword selection

Limitations: 1. Significant time and effort to build the keyword list
2. Limited coverage or risks becoming outdated as the network evolves

9

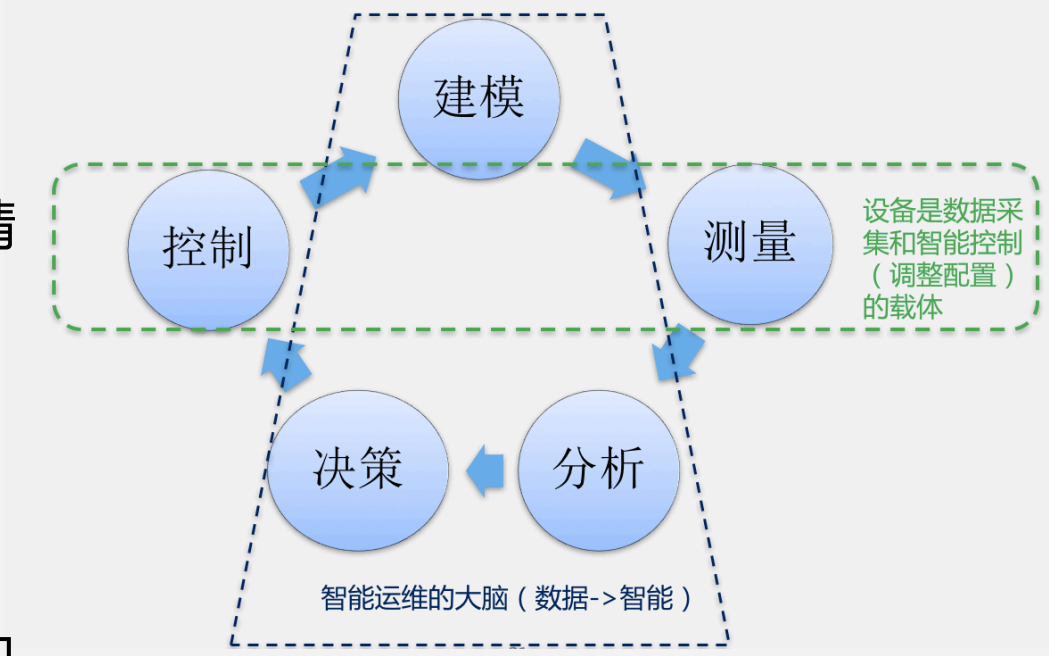
思路：把ticketing系统作为智能运维的一部分来设计

- Ticket 格式、系统的设计都应该是智能运维的工作的一部分
- ticket需要包含足够的信息以供机器学习使用
- ticket系统要向互联网产品一样简洁易用
- 运维人员要自律并认真填写ticket
- 开发工具自动分析ticket自由文本部分

挑战4：Vendor设备无法快速迭代软件，如何做智能运维？

思路：

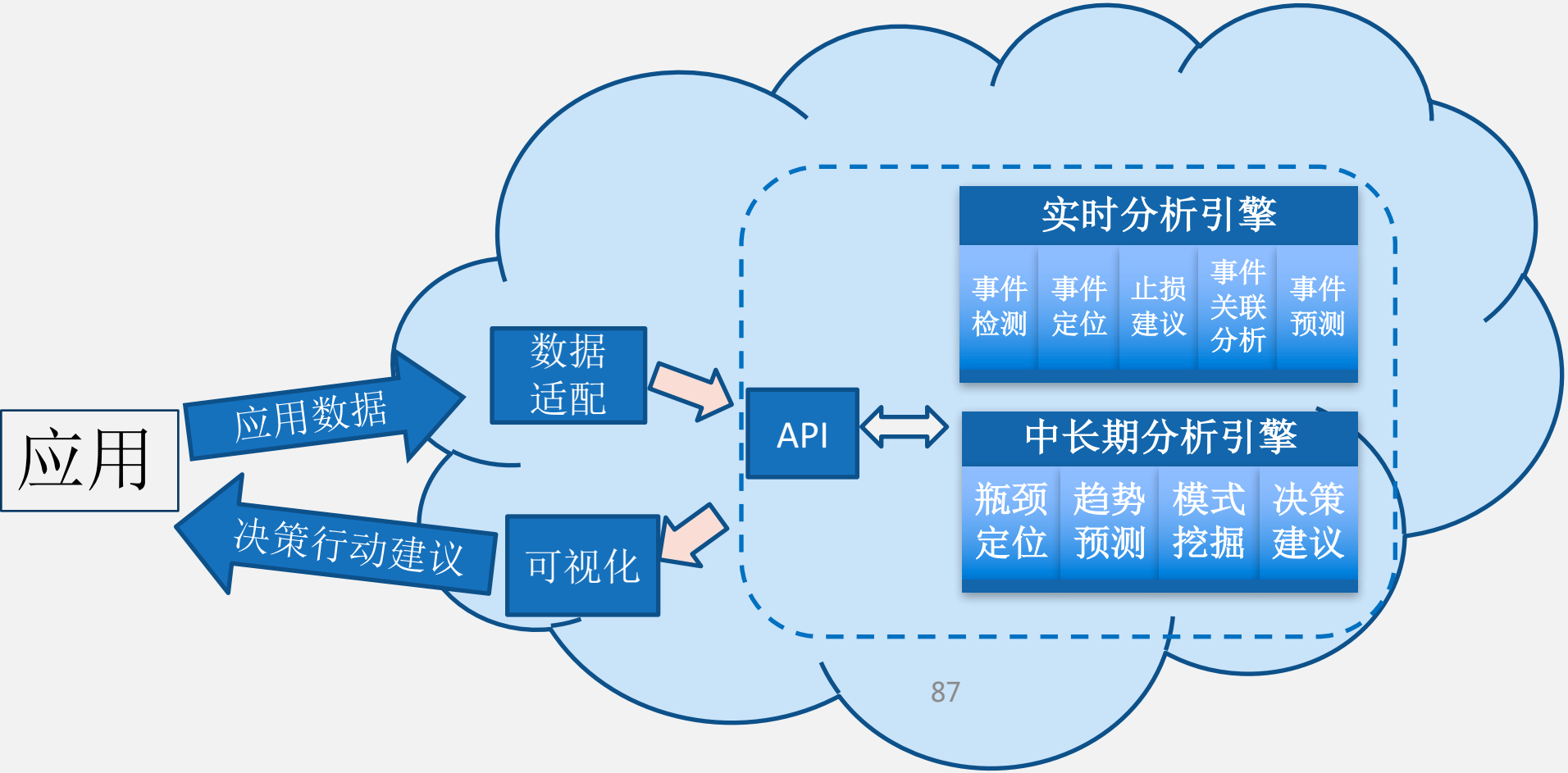
- 整体顶层设计
- 日志/测量和控制模块灵活、可编程、可演进
- 供运维人员使用的交互界面要精心设计以便收集各类标注数据
- 领域专家+科学家+工程师密切合作
- 寻找有真实用户和挑战的试验田



挑战5： 如何把智能**运维**延伸到智能**运营**？

企业痛点：
运营数据与精准决策/行动之间的巨大鸿沟

思路: 通过算法云把运营数据转化为决策和行动



时间戳	关键指标	属性1	属性2	…	属性n

销售额、利润、订单数、PV、转化率、用户数、用户增速、留存率、首屏时间、闪退率、投诉率…。

总结

- 基于机器学习的智能运维在今后若干年会飞速发展
  - 得天独厚的数据、标注和应用
- 智能运维的终极可行目标: 运维人员高效可靠的助手
  - 日常工作都能自动完成
  - 运维人员能够独立进行数据分析
- 智能运维应更系统应用机器学习技术
  - 工业界与学术界应在具体问题上密切合作
- 更系统的数据采集和标注会帮助智能运维更快发展
- Vendor智能运维需要整体设计、设备可编程可演进
- 从智能运维延伸到智能运营

THANK YOU

Email: peidan@tsinghua.edu.cn
微信： peidanwechat
http://netman.cs.tsinghua.edu.cn

《高等网络管理》课件：
http://netman.cs.tsinghua.edu.cn/courses/advanced-network-management-spring2016/

Many thanks to Baidu Search & OP team, and the entire Tsinghua NetMan team